

文章编号: 1007-4619(2006)01-0027-07

一种基于退化模型的高分辨率 SAR 去噪算法

王 超^{1,2}, 陈 曦², 张 红^{1,2}

(1. 中国科学院 中国遥感卫星地面站, 北京 100086;

2. 中国科学院 遥感应用研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘 要: 为了保持高分辨率合成孔径雷达 (SAR) 图像中的纹理结构, 提出了一种基于高斯-马尔可夫模型 (Gauss-Markov Model) 的方法来抑制 SAR 图像的斑点噪声。通过引入贝叶斯分析框架, 建立 Markov 随机场的退化图像恢复模型, 从而将图像的恢复问题转化为求解最大后验概率 (MAP) 问题, 并直接从噪声图像中估计随机场模型参数进行有效的噪声抑制。实验结果表明, 对所研究的高分辨 SAR 图像, 基于退化模型的去噪算法 (RMBD) 不论是在噪声的去除上还是在结构信息等细节的保持上均不同程度地优于其他常用斑点去噪方法。

关键词: 合成孔径雷达; 高斯-马尔可夫随机场; 斑点噪声

中图分类号: TP722.6 **文献标识码:** A

A Restoration Model Based Despeckling Algorithm of High Resolution SAR Images

WANG Chao^{1,2}, CHEN Xi², ZHANG Hong^{1,2}

(1. China Remote Sensing Satellite Ground Station, CAS, Beijing 100086, China;

2. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: In order to preserve the textural feature affected by multiplicative speckle especially in high resolution synthetic aperture radar (SAR) images, this paper proposes a despeckling method based on the Gauss-Markov model to suppress the speckle in SAR images. By introducing Bayesian analysis framework, restoration model of degradation image of Markov random field is built, and then the problem of image restoration is transformed into the problem of solving a maximum a posteriori (MAP), random field model parameters can be also estimated directly from noise image, thus speckle is effectively reduced. In this paper, on the basis of discussing the main idea of the restoration model based despeckling (RMBD) algorithm in detail, other commonly used denoising methods are compared with the proposed method. Experiments show that the model-based despeckling algorithm achieves better performance not only at speckle reduction but also at preservation of structural detail information than other commonly used speckle filters.

Key words: SAR; Gauss-Markov random field; speckle

收稿日期: 2004-10-13; 修订日期: 2005-03-15

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目 (2001CB309406), 国家自然科学基金项目 (40501044), 中国科学院知识创新工程重要方向项目 (KZCX2-309)。

作者简介: 王超 (1963—), 男, 中国科学院中国遥感卫星地面站副站长, 研究员, 中国科学院遥感应用研究所研究员, 博士生导师, 目前主要从事微波遥感、InSAR、极化 SAR、SAR 系统集成等研究, 已发表论文 50 余篇, 其中 SCI 检索 10 余篇。E-mail: cwang@nrsgs.ac.cn。

1 引 言

合成孔径雷达 (SAR) 具有全天时、全天候对地球表面进行观察的能力, 随着信号处理技术的不断发展, 目前已经可以获得很高的空间分辨率, 但由于相干成像系统固有的斑噪现象, 影响了其目视解译和应用。特别是针对高分辨率 SAR 图像, 在去除斑点噪声的同时, 如何有效地保持纹理信息是非常重要的。近二三十年来, 针对 SAR 斑点噪声的乘性特征, 发展了许多空域滤波算法, 并逐渐成为 SAR 图像相干斑抑制技术的主流, 典型的有自适应局域统计滤波^[1,2] (如 Lee 滤波, Kuan 滤波, 等)、几何滤波等。20 世纪 90 年代以来, 具有多尺度分析能力的小波方法^[3,4] 也被用于相干斑抑制, 其优点在于: 它不需要图像的统计特征信息, 通过多尺度分解, 可以在去除噪声的同时很好地保留图像的纹理特征; 但它的问题在于如何选取合适的阈值。此外, 基于迭代的滤波技术^[5] 在抑制相干斑噪声的过程中也取得较好的效果。

本文针对保留高分辨率 SAR 图像纹理信息的需求, 选择高斯-马尔可夫 (Gauss-Markov) 随机场来建立纹理模型, 然后结合贝叶斯准则, 进行高分辨率 SAR 图像斑点噪声的去除。高斯-马尔可夫随机场 (GMRF) 是线性模型, 表示一个平稳自回归过程。当阶数较低时, 描述复杂的图像特征有较大的局限性, 但是与更为复杂的非线性模型相比, 其优势在于分析计算方便, 若取适当的阶数, 也能够精确地反映图像的纹理特征。实验结果表明, 该方法在取得很好地滤波效果的前提下能有效地保持结构信息。

2 基于退化模型的去噪算法 (RMBD)

2.1 贝叶斯分析网络

一般来说, 图像恢复的问题是如何从观测的噪声图像 y 中获取其真实图像 x 。图像恢复可以采用很多方法, 如滤波法, 线性代数法, 非线性代数法等, 各有不同的特点。本文采用贝叶斯法, 其条件概率公式为:

$$P(x|y) = \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)} \quad (1)$$

通过最大后验概率 (MAP) 估计, 可以近似得到恢复图像 x_{MAP} ,

$$x_{\text{MAP}} = \arg \max_x P(x|y) \quad (2)$$

根据贝叶斯分析理论, 要获得图像的最大后验

概率估计, 就要先选择合适的模型来表示图像的先验分布 $P(x)$ 以及似然分布 $P(y|x)$ 。而本文在权衡计算代价和建模精度之后, 决定采用 GMRF 的线性模型作为先验分布, 其相应条件概率密度为

$$p(X_i = x_i | X_j = x_j, \theta) \in N(\mu_i, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_i)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3)$$

其中, μ_i 是 x_i 某一邻域内灰度值的线性组合, 通过模型参数向量 θ 的元素来设置权重,

$$\mu_i = \sum_{k=1} \theta_{k1} \cdot (x_{k1} + x'_{k1}) \quad (4)$$

似然函数只考虑平方根强度观测图像 $y = x \cdot n$ (乘性模型, n 为噪声), 其概率密度函数为平方根 Gamma 分布, 在给定位置 i 处有

$$p(Y_i = y_i | X_i = x_i) = 2 \left(\frac{y_i}{x_i}\right)^{2L-1} \frac{L^L}{x_i^L \Gamma(L)} \exp\left[-L \left(\frac{y_i}{x_i}\right)^2\right] \quad (5)$$

这样, 式 (5) 包含了对 SAR 乘性斑点噪声的考虑, 根据 (1) 和 (2) 式就可以从带噪声的观测图像中估计得到恢复图像。

2.2 MAP 快速估计

已知似然函数的局部表达, Gibbs 随机场的先验知识及其参数, 即可以计算出 MAP 估计, 使得后验场的全局能量函数最大化。通常, 这种优化任务需要用到随机松弛方法。然而, 实际中常使用确定性算法如迭代条件模式 (ICM)^[6], 这是因为它能把全局优化问题分解成了局部优化问题, 能更快地收敛到最终解。

在每一次迭代中, ICM 算法需要逐个像素进行计算, 以最大化在每一个位置的局部后验分布, 即每个像素 x_i 用最可能的值来更新。不像非线性模型那样, 对于平方根 Gamma 和高斯分布的后验结果, 这个计算能被解析地计算, 这也是选择平方根强度而不是强度图像的一个原因。最大化 x_i 的函数

$$p(X_i = x_i | Y_i = y_i, \theta) \propto p(Y_i = y_i | X_i = x_i, \theta) p(X_i = x_i | \theta) \quad (6)$$

可以通过设置结果的一阶导数为零来获得。由于单调函数不会改变任何极大值的位置, 所以用对数变换来简化, 经整理得到下面的 MAP 方程:

$$x_i^4 - \mu_i x_i^3 + 2L\sigma^2 x_i^2 - 2L\sigma^2 y_i^2 = 0 \quad (7)$$

ICM 算法的收敛通常在几次迭代后就可达到。实际运算中, 限制迭代次数最大为 10 次, 就可以得到很好的结果。

2.3 隐式模型参数估计^[7]

要获得无噪声图像的最大后验概率估计,在得到上面的 MAP 方程之后,剩下的问题就是如何选择模型的参数向量。为此,假设 $p(\theta)$ 均匀分布,模型参数的贝叶斯方程可简化为:

$$p(\theta | Y = y) \propto p(Y = y | \theta) = \int p(Y = y | X = x) p(X = x | \theta) dx \quad (8)$$

其中,积分在整个 X 空间上进行,斑点噪声的似然函数不是显式地依赖于 θ 。整个积分式称为 Evidence 反映了在已知用 θ 表达的模型条件下数据 y 的概率。该任务在于最大化 Evidence 即在于找到概率最大的模型参量。

2.3.1 Evidence 积分近似

为了能够实现后验结果的积分,并保证该方法的可操作性,必须做以下近似:用多元高斯分布近似多元后验结果;假设方程 (8) 的被积函数是由相互独立的随机变量组成,可将条件概率密度函数分解成其分量之积。

通过上述简化,积分函数变成,

$$p(Y = y | X = x) p(X = x | \theta) \approx p(y | \hat{x}_{MAP}) p(\hat{x}_{MAP} | \theta) \cdot \exp\left[-\frac{1}{2} \Delta x^T H \Delta x\right] \approx \prod_{i=1}^{|X|} p(y_i | x_i) p(x_i | \theta) \approx \prod_{i=1}^{|X|} p(y_i | \hat{x}_{MAP}) p(\hat{x}_{MAP}) \exp\left[-\frac{1}{2} h_{ii}(x_i - \hat{x}_{MAP})\right] \quad (9)$$

其中, \hat{x}_{MAP} 是由参数向量 θ 得到的 x_i 的 MAP 估计。 Δx 以向量形式表示 $x - \hat{x}_{MAP}$ 。 h_{ii} 是 Hessian 矩阵 H 的主对角元素,由下式给出 (∇ 表示微分算子):

$$H = -\nabla \nabla \log \left(\prod_{i=1}^{|X|} p(Y_i = y_i | X_i = x_i) p(X_i = x_i | \theta) \right) \Big|_{x_i = \hat{x}_{MAP}} = -\nabla \nabla \sum_{i=1}^{|X|} \log(P(Y_i = y_i | X_i = x_i) p(X_i = x_i | \theta)) \Big|_{x_i = \hat{x}_{MAP}} \quad (10)$$

因此,下面可以对相应函数积分。于是近似的 Evidence 可简单地由多元高斯分布和数据的 MAP 解的最佳后验逼近的特性来描述,最后, $p(Y = y | \theta)$ 的对数形式为:

$$\begin{aligned} \log p(Y = y | \theta) &\approx \frac{1}{2} \log \left[\frac{2\pi^{|X|}}{\det H} \right] + \sum_{i=1}^{|X|} (\log p(y_i | \hat{x}_{MAP}) + \log p(\hat{x}_{MAP} | \theta)) \\ &\approx \sum_{i=1}^{|X|} \left[\frac{1}{2} (\log 2\pi - \log h_{ii}) + \log p(y_i | \hat{x}_{MAP}) + \log p(\hat{x}_{MAP} | \theta) \right] \end{aligned} \quad (11)$$

对于与 Gauss-Markov 随机场模型相结合的平方根 Gamma 似然函数,这些元素与近似高斯分布的方差成反比

$$h_{ii} = -\frac{\partial^2}{\partial x_i^2} \sum_{j=1}^{|X|} \left[-2L \log x_j - \mathbf{I} \left[\frac{y_j}{x_j} \right]^2 - \frac{(x_j - \mu_j)^2}{2\sigma^2} \right] \Big|_{x_i = \hat{x}_{MAP}} = \frac{6Ly_i^2}{\hat{x}_{MAP}^4} - \frac{2L}{\hat{x}_{MAP}^2} + \frac{1}{\sigma^2} \left(1 + \sum_{k=1} \theta_k^2 \right) = \frac{6Ly_i^2}{\hat{x}_{MAP}^4} - \frac{2L}{\hat{x}_{MAP}^2} + \frac{1}{\sigma^2} (1 + |\theta|^2) \quad (12)$$

2.3.2 迭代模型参数估计

对于 SAR 图像恢复问题,由于无法得到图像的完整数据 (Complete Data),因此必须从噪声即不完整数据 (Incomplete Data) 中估计 GMRF 的隐式模型参数。解决这类不完全问题的一个常用方法是由 Dempster 等提出的 EM (Expectation Maximization) 算法^[8],该算法是一种递归地解决不完整数据参数估计的最大似然估计方法;其他的还有 MCMC (Markov Chain Monte Carlo) 方法^[9],但该方法计算太费时,且收敛也很慢。所以, Marc Waleesa^[7] 根据上节推导的近似 Evidence 以及 EM 算法思想,得到了一个改进的算法,即 IEM (Iterative Evidence Maximization),其流程如下:

- (1) 获得一个初始化的模型参数 θ 作为初始估计;
- (2) 根据当前的模型参数 θ 及其观测数据 y 计算 MAP 估计和 Evidence;
- (3) 保持 MAP 估计不变,通过迭代的最大化方程 (8) 中的近似 Evidence 来更新模型参数 θ ;
- (4) 用更新的模型参数 θ 重复第 (2)、(3) 步,直到参数不再变化,即收敛为止。

在第一步中,作为初始估计,本文使用了一个启发式确定的值 $\sigma = 10$ 和一个对于其所有元素都为 $\theta_{k1} = \theta$ 均匀区域的模型参数向量。参数向量在每次更新之后正则化到 0.5 以保证其稳定性。

在第二步中,由于要保持 \hat{x}_{MAP} 不变,出于简化的目的,并仅考虑单个像素,可以忽略方程 (9) 中第 2 项以及方程 (12) 中前两个加性项 (由似然函数产生,也是 \hat{x}_{MAP} 的函数),从而得到方程

$$\frac{2\pi\sigma^2}{\sqrt{1 + |\theta|^2}} p(\hat{x}_{MAP} | \theta) = \Omega_i \quad (13)$$

3 实验与结果分析

为了定量地表现本文提出的基于退化模型去噪

算法 (RMBD) 与其他 SAR 图像斑点噪声的滤波方法的效果, 下面从三个方面来评价 SAR 图像的斑点滤波效果: (1) 在均匀区域对斑点噪声的抑制能力; (2) 保持图像辐射均值的能力; (3) 保持图像结构信息的能力。

滤波器的噪声抑制能力由等效视数 ENL (Equivalent Number of Looks) 来衡量, ENL 定义为

$$ENL = \mu^2 / \sigma^2 \quad (14)$$

式中, μ 和 σ 分别为滤波后图像的均值和标准方差。

图像的辐射均值保持能力由指数 PM 来衡量, 其被定义为滤波前后图像的均值之比。

在未知无污染图像的情况下, 有关滤波质量的仅有信息是滤去噪声的特征。对于斑点噪声, 有 n

$= y / \hat{x}$ 其中, y 表示噪声图像, \hat{x} 表示噪声图像经滤波后的图像, 根据乘性模型, 两者之间的比值就是斑点噪声。一般说来, 理想的比值图像中应尽可能少地含有原图像的结构信息, 且由均值为 1 的斑点噪声所组成。这项指标用 Speckle 表示。

实验所用的两幅测试图像分别来自我国机载 3m SAR 图像和美国 Sandia 国家实验室的一幅分辨率为 1m 的 X-SAR 图像, 图 1 和图 2 分别为两幅图像采用不同滤波方法的实验结果, 从左往右, 从上到下分别为原始 SAR 图像, 增强 Lee 的滤波结果, 增强 Frost 的滤波结果, Kuan 的滤波结果, Gamma MAP 的滤波结果以及本文介绍的 RMBD 的滤波结果。几种滤波方法的各项评价指标分别详尽地列在了表 1 和表 2 中。

表 1 几种滤波方法的评价指标比较

Table 1 Comparison of evaluation indexes of several filtering methods

	PM	σ	ENL	Speckle
原图像	1	35.976520	1.824582	1
Enhanced Lee	1.016428	23.939392	4.257247	0.975438
Enhanced Frost	1.017020	23.923050	4.268031	0.975638
Kuan	1.016935	23.919154	4.268707	0.975429
Gamma MAP	0.997842	23.563435	4.234947	0.976032
RMBD	1.003020	22.415233	4.728623	0.976153

表 2 几种滤波方法的评价指标比较

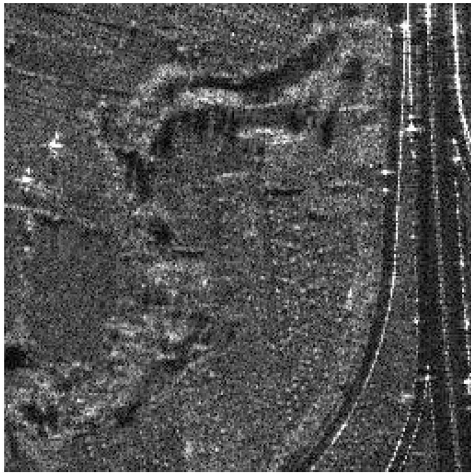
Table 2 Comparison of evaluation indexes of several filtering methods

	PM	σ	ENL	Speckle
原图像	1	45.202568	1.354239	1
Enhanced Lee	0.999899	36.667521	2.057646	0.765679
Enhanced Frost	0.995711	36.315894	2.116225	0.778212
Kuan	0.993816	36.163228	2.142275	0.777853
Gamma MAP	0.971266	37.174181	1.888926	0.790226
RMBD	0.997882	34.757585	2.280768	0.833246

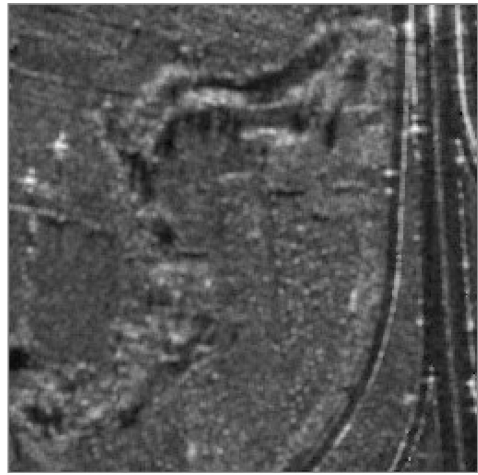
从两组滤波结果图像中可以直观地发现, RMBD 滤波图像有比其他滤波方法更好的目视解译效果, 有着与光学图像近似的视觉效果。我们以分辨率更高、具有更丰富细节信息的 X-SAR 图像为例, 可以看到在其图像左中部的那块均匀区域的去噪效果, 要明显好于其他滤波方法, 说明其去除噪声的能力更为彻底。而且分布在图像各处的树木的纹理结构以及图像中部道路两旁的若干路灯 (点目

标) 和右下部的大量点目标都能较好地保留下来, 不足之处在于这些点目标都有不同程度的模糊, 究其原因是由于选择的 GMRF 是线性模型, 不能很好地对尖锐纹理建模, 从而导致点目标一定程度的晕化。

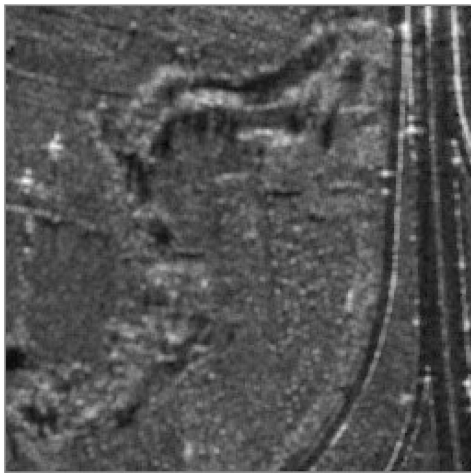
从表 1 及表 2 中的数据还可以看出, 对所研究的 SAR 图像, 各种滤波方法都有很好的图像均值保持能力, 各种方法的 PM 指标相差很小。而对于噪



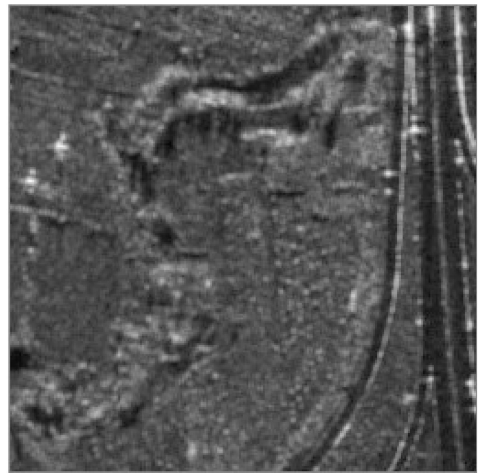
(a) SAR 原图
(a) SAR original image



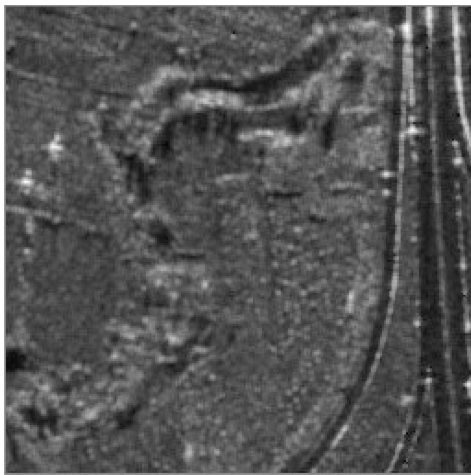
(b) 增强 Lee 滤波
(b) Enhanced Lee filter



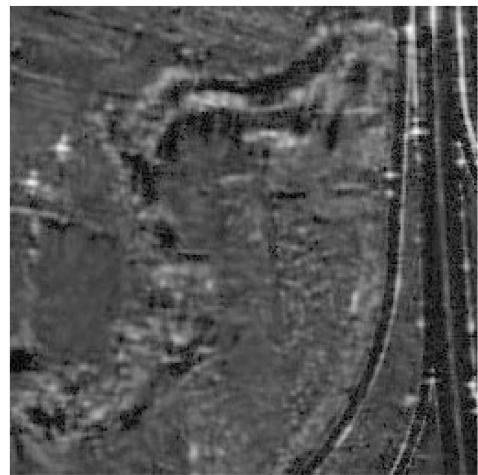
(c) 增强 Frost 滤波
(c) Enhanced Frost Filter



(d) Kuan 滤波
(d) Kuan Filter

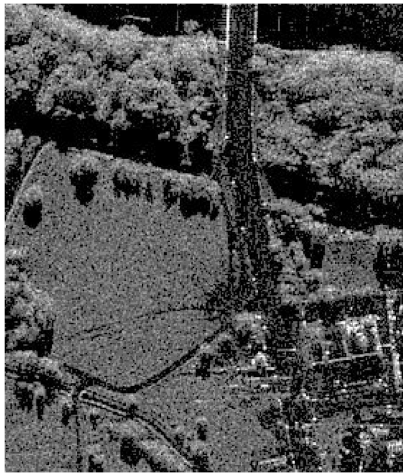


(e) Gamma MAP 滤波
(e) Gamma MAP Filter



(f) 本文的 RMBD 滤波
(f) Proposed RMBD Filter

图 1 几种滤波方法的实验结果
Fig 1 Experimental results of several filters



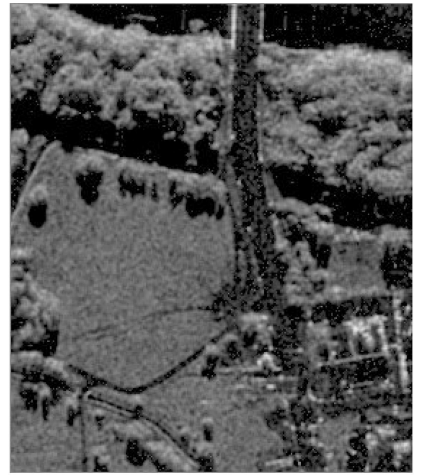
(a) SAR 原图

(a) SAR original image



(b) 增强 Lee 滤波

(b) Enhanced Lee filter



(c) 增强 Frost 滤波

(c) Enhanced Frost Filter



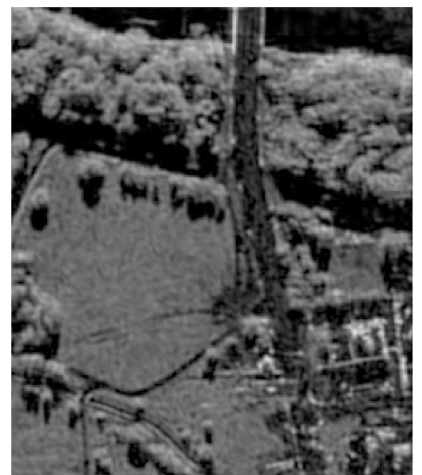
(d) Kuan 滤波

(d) Kuan Filter



(e) Gamma MAP 滤波

(e) Gamma MAP Filter



(f) 本文的 RMBD 滤波

(f) Proposed RMBD Filter

图 2 几种滤波方法的实验结果

Fig 2 Experimental results of several filters

声图像的标准方差这一项,各种方法则都有很明显的降低,说明都能够有效减少噪声,但以 RMBD 方法最为明显。在抑制斑点噪声这项指标上,RMBD 方法仍优于其他滤波方法,其等效视数说明它在均匀区域的去噪能力更为彻底。比值图像的均值反映了滤波器对总体纹理结构信息的保持,从这项指标上可以看到,最接近 1 的是 RMBD 方法,明显优于其他滤波方法。通常,斑点噪声的抑制与边缘纹理特征的保持是相互矛盾的,这可以从表 1、表 2 上前几个方法看出,因此一般都需要根据不同的应用侧重来选择相应的滤波方法。综合考察表 1、表 2 中各项指标,可以发现 RMBD 方法比其他滤波方法能更好地解决这对矛盾。

4 结 论

SAR 图像受斑点噪声的影响,阻碍了这类特殊遥感图像的直接解译。本文充分考虑了乘性斑点噪声的特性,从而更为可靠合理地在 SAR 图像中估计出隐藏在噪声之下的真实模型参数。与大多数常用的滤波方法不同的是,本文提出的基于退化模型去噪算法与复杂的纹理模型相结合且依赖于贝叶斯准则,并试图从不完整的斑点噪声数据中提出 Gibbs 随机场的隐式模型参数(即复杂的纹理信息)。因此,虽然高复杂的模型导致了比其他方法需要更高的计算负担,但是可以保证在减少斑点噪声和保持

纹理信息方面都能得到质量更优良的结果。

参 考 文 献 (References)

- [1] Li X W, Sun H, Guan B, et al. A Speckle Reduction Technique of SAR Images Based on Statistic [J]. J Wuhan Univ (Nat Sci Ed), 2002, 48 (1): 94—98 [李小玮, 孙洪, 管鲍等. 合成孔径雷达图像统计滤波降噪方法 [J]. 武汉大学学报 (理学版), 2002, 48 (1): 94—98]
- [2] Han C M, Guo H D, Wang C L. The Essence of SAR Image Speckle Suppression [J]. Journal of Remote Sensing, 2002, 6 (6): 470—474 [韩春明, 郭华东, 王长林. SAR 图像斑点噪声抑制的本质 [J]. 遥感学报, 2002, 6 (6): 470—474]
- [3] Bo Y C, Wang J F, Zhu C Y, et al. A Wavelet-Based Filter for SAR Speckle Reduction and the Comparative Evaluation on Its Performance [J]. Journal of Remote Sensing, 2003, 7 (5): 393—399 [柏延臣, 王劲峰, 朱彩英等. 基于小波分析的 SAR 图像斑点滤波及其性能比较评价 [J]. 遥感学报, 2003, 7 (5): 393—399]
- [4] Wang W H, Shen Z K. Application of Wavelet Transform in SAR Image Denoising [J]. Infrared and Laser Engineering, 2000, 31 (1): 14—22 [王伟华, 沈振康. 用小波变换抑制 SAR 图像中的斑点噪声 [J]. 红外和激光工程, 2000, 31 (1): 14—22]
- [5] Guan B, Sun H. Iterated Filtering Method of SAR Image [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2003, 18 (1): 12—17 [管鲍, 孙洪. SAR 图像滤波的迭代方法 [J]. 电波科学学报, 2003, 18 (1): 12—17]
- [6] Besag J. On the Statistical Analysis of Dirty Pictures [J]. Journal of Royal Statistical Society B, 1986, 48: 259—302
- [7] Marc Walessa. Bayesian Information Extraction from SAR Images [D]. University Siegen, Germany, 2001.
- [8] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm [J]. Journal of Royal Statistical Society B, 1977, B39 (1): 1—38
- [9] W. von der Linden, R. Preuss, V. Dose, et al. The Prior-predictive value: A Paradigm of Nasty Multidimensional Integrals [A]. W. von der Linden, et al [C]. Maximum Entropy and Bayesian Methods. Eds Nowell MA: Kluwer, 1999.