

基于小波域统计建模及显著性修正的 SAR 图像相干斑抑制

于秋则^{①②} 朱光喜^① 柳健^② 田金文^② 毛海岑^②

^①(华中科技大学电信系 武汉 430074)

^②(华中科技大学图像信息处理与智能控制教育部重点实验室 武汉 430074)

摘要: 该文提出了一种基于小波域统计建模与小波系数显著性修正相结合的斑点噪声滤波方法。这种方法首先通过对数变换将乘性噪声模型转化为加性噪声模型,对对数变换后的图像进行小波变换并对小波域的高频子带系数用混合高斯模型与隐马尔可夫树模型进行建模,并采用EM算法来估计模型参数。在模型参数估计的基础上,利用贝叶斯最小均方误差准则来估计“干净”的小波系数。在此基础上引入基于显著性准则的小波系数修正,最后通过小波逆变换与指数变换获得抑制斑点噪声后的图像。用真实SAR图像实验表明,该文提出的方法能够有效地抑制斑点噪声,同时能够很好地保存边缘细节结构与强散射中心。

关键词: 图像处理; 相干斑抑制; 小波域; 统计模型; 显著性修正

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)03-0513-04

SAR Speckle Denoising Based on Statistic Model Combined with Medication to Significant Wavelet Significant Coefficient

Yu Qiu-ze^{①②} Zhu Guang-xi^① Liu Jian^② Tian Jin-wen^② Mao Hai-cen^②

^①(Department of EE, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

^②(Key Laboratory of Education Ministry for Image Processing and Intelligence Control, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: This paper proposes a new method based on statistical model of wavelet coefficients combined with modification to them according to significant coefficient rule. In the method, wavelet coefficients of logarithmic image are firstly modeled as mixture density of two Gaussian distributions with zero mean. In order to incorporate the spatial dependencies into the denoising procedure, Hidden Markov Tree (HMT) model is explored and Expectation Maximization (EM) algorithm is proposed to estimate model parameters. Bayes Minimum Mean Square Error (Bayes MMSE) method is used to estimate the wavelet coefficients free of noise. The wavelet coefficients are updated according to a rule whether the coefficient is a significant one or not. 2D inverse DWT and exponential transform are performed on the updated coefficients to get denoised SAR image. Experimental Results using real SAR images demonstrate that the method can not only reduce the speckle but also preserve edges and radiometric scatter points.

Key words: Image processing; Speckle denoising; Wavelet domain; Statistic model; Modification according to significant coefficient rule

1 引言

在过去的 10 多年内,中外学者在SAR图像相干斑抑制算法研究方面提出了大量的算法^[1-7]。从总体上SAR的相干斑抑制算法大概分为两类:多视处理技术与单视处理技术。多视处理获取的降噪效果是以牺牲空间分辨率为代价的,因而不实用。单视SAR图像相干斑抑制算法大体上又分为两类:空域滤波算法和变换域滤波算法。由于空域滤波算法对图像像素直接进行操作,实现简单,但是没有考虑任何噪声模型,因此效果不理想。相反地,变换域滤波技术则首先把图像的

空域数据转化为变换域数据,然后对变换域数据进行操作(如系数“收缩”等),对操作后的变换域数据反变换,获取滤波后的图像数据。图像变换域主要有傅里叶变换与小波变换,其中小波变换是用得最多的。SAR图像小波域滤波技术^[2-7]的关键部分在于小波系数的操作,如硬阈值方法、软阈值方法^[2]、自适应的小波系数“收缩”^[7]等。考虑到小波系数的局部相关性,研究者们采用隐马尔可夫树模型(Hidden Markov Tree, HMT)建模不同尺度之间系数的联系^[6,7]。在建立小波系数的统计模型后,运用贝叶斯估计理论来估计“干净”的小波系数^[6,7],但是这些方法在抑制噪声的同时损失边缘和强散射中心。

本文在充分分析目前去斑噪算法的基础上,提出了一种基于小波域统计建模与小波系数显著性修正相结合的 SAR 图像相干斑抑制算法。这种算法首先对图像小波域进行统计建模和模型参数估计,并用贝叶斯最小均方误差估计“干净”的小波系数,然后对估计的小波系数进行显著性修正。对修正后的系数逆变换获得相干斑抑制后的 SAR 图像。

2 基于小波域统计建模与显著性修正的相干斑抑制

基于小波域统计建模与显著性修正的 SAR 图像去噪算法主要内容包括:(1)对 SAR 图像进行对数转换和小波变换,获取小波系数图像;(2)对小波系数采用混合高斯和隐马尔可夫树建模并估计模型参数,然后用贝叶斯最小均方误差(Bayes MMSE)方法估计“干净”的小波系数。在估计的小波系数的基础上,用基于小波系数模极大值准则对小波系数进行修正,修正的目的是对某些重要性系数作信息补偿。(3)对操作后的小波系数进行逆小波变换并进行指数变换,获得去噪后的 SAR 图像。

2.1 基于混合高斯模型的子带内小波系数建模

大量自然图像小波变换后高频子带系数的统计直方图可以用两个零均值高斯函数的叠加来逼近^[4]。因此在这里采用两个均值为零的高斯分布的混合高斯(Mixed Guassian, MG)函数去建模自然图像的小波系数分布。这种方法不仅数学解法简单,而且能很好地逼近自然图像小波系数的实际分布,一种高斯分布对应于重要性系数(与边缘对应),另一种对应于非重要性系数(与图像平缓区域对应)。

设小波系数为 $\omega_i, i=1,2,\dots,N$, 与每一小波系数相关联的是一个隐状态(hidden state), $S_i \in \{S, L\}, i=1,2,\dots,N$, S 表示非重要性系数, L 表示重要性系数。设高斯概率密度函数表示如下:

$$g(x, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (1)$$

式中 μ 为均值, σ 为标准差。可以得到条件概率密度为

$$\left. \begin{aligned} f(\omega_i | S_i = S) &= g(\omega_i, 0, \sigma_{S;i}^2) \\ f(\omega_i | S_i = L) &= g(\omega_i, 0, \sigma_{L;i}^2) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 $\sigma_{L;i}^2 > \sigma_{S;i}^2$ 。小波系数边缘概率密度 $f(\omega_i)$ 通过如下公式计算得到:

$$f(\omega_i) = p_i^S g(\omega_i, 0, \sigma_{S;i}^2) + p_i^L g(\omega_i, 0, \sigma_{L;i}^2) \quad (3)$$

式中 p_i^S, p_i^L 分别表示该系数属于非重要性系数和重要性系数的概率,且满足 $p_i^S = 1 - p_i^L$ 。

2.2 基于隐马尔可夫树模型的尺度间子带系数关联建模

根据小波分解的性质,小波系数之间存在局部的相互依赖性。概率图是一种很有用的建立小波系数局部相互联系的工具。根据小波系数的传递性特性,一个小波的系数的绝对值大小只与它的父节点有关,这就意味着不同尺度小波系数之间的隐状态有关联,即小波系数幅值是“大”或者“小”的概

率与其父节点的幅值是“大”或“小”密切相关。那么这种特性符合马尔可夫一步转移模型。隐状态马尔可夫树用一种概率转移树来建立不同尺度的小波系数状态之间的相互依赖性模型,每一个父子隐状态的关联可以由如下的状态概率转移矩阵表示:

$$\mathbf{T}_i = \begin{bmatrix} p_i^{S \rightarrow S} & p_i^{S \rightarrow L} \\ p_i^{L \rightarrow S} & p_i^{L \rightarrow L} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 $p_i^{S \rightarrow S} = 1 - p_i^{S \rightarrow L}$, $p_i^{L \rightarrow S} = 1 - p_i^{L \rightarrow L}$ 。 $p_i^{S \rightarrow S}$ 和 $p_i^{L \rightarrow L}$ 表示“保持”的概率, $p_i^{S \rightarrow L}$ 和 $p_i^{L \rightarrow S}$ 表示“变异”的概率。图像小波系数上述模型由下列参数决定:混合模型的方差 $\sigma_{S;i}^2, \sigma_{L;i}^2$ 状态转移矩阵 \mathbf{T}_i , 节点隐状态的初始概率 p_i^L (或 p_i^S), 这些参数构成参数矢量 θ 。

2.3 基于 EM 算法的模型参数估计

对于参数估计,常用的方法是最大似然估计(Maximum Likelihood, ML)方法。最大似然估计是一种有效,公正的方法。但是由于隐状态未知,所以直接根据观测数据用 ML 方法估计参数几乎是不可能的。而期望值最大(Expectation Maximization, EM)算法是一种求解不完全数据参数估计的一种很重要的方法,为 MG-HMT 的参数估计提供了一种重要的框架^[6]。基于 EM 的参数估计算法基本流程如下:(1)选择一个初始的模型参数 θ^0 , 设置迭代计数器 $l=0$;(2)计算隐状态变量联合质量函数 $p(S | w, \theta^l)$ (用于计算 $E_S[\ln f(w, S | \theta) | w, \theta^l]$);(3)计算 $\theta^{l+1} = \arg \max_{\theta} \cdot E_S[\ln f(w, S | \theta) | w, \theta^l]$;(4) $l=l+1$, 如果,结果收敛,那么停止迭代。否则转向(2)。

2.4 小波系数的贝叶斯估计与显著性修正

(1)小波系数的贝叶斯估计 在估计了小波系数的模型参数 θ 与隐状态分布概率后,这样就获得小波系数的先验概率模型。可以根据 Bayes MMSE 的方法从含有噪声的小波系数中估计“干净”的小波系数。SAR 图像经过对数变换后,其乘性噪声模型已经转化为加性噪声模型,因而其含有噪声小波系数可以表示如下 $\bar{\omega} = \omega_i + n, i=1,2,3,\dots,N$ 其中: $\bar{\omega}_i$ 为含有噪声的小波系数; ω_i 是信号的小波系数; n 是方差为 σ_n^2 的噪声;那么 Bayes MMSE 的实际是由已知的含有噪声的 $\bar{\omega}_i$ 来估计“干净” ω_i , 这样可以根据最小均方误差准则(MMSE)得到估计后的小波系数为^[4,6,7]

$$\omega_i = E(\omega_i | \bar{\omega}_i, \theta) = \sum_{m=1}^M p(S_i = m | \bar{\omega}_i, \theta) \frac{\sigma_{m;i}^2}{\sigma_{m;i}^2 + \sigma_n^2} \bar{\omega}_i \quad (5)$$

(2)基于显著性分析的小波系数修正 由上可知,上述小波系数的估计是通过一个隐状态的概率来描述一个小波系数是否是显著性(重要性)系数,这样没有考虑到有一些位置的确是边缘或者强散射中心,即边缘或强散射中心对应的系数为显著性系数的概率为 1。因此可以根据边缘或强散射中心的位置对上述基于 Bayes MMSE 得到的小波系数进行修正,修正原理如下。

输入的是含有噪声小波系数 $\bar{\omega}_i$, 与估计后“干净”的小波

系数 ω_i , 根据显著性准则来决定是否修正。这里采用的显著性准则是小波系数模极大值准则^[8]。如果该位置的小波系数在一个邻域内绝对值最大, 可以认为其是显著性的系数, 即该系数很大概率上是对应于边缘或者强散射中心, 从而用 $\bar{\omega}_i$ 输出, 相反则采用滤波后的小波系数 ω_i 输出:

$$\omega'_i = \begin{cases} \bar{\omega}_i, & \text{if } \omega_i = \max(\Omega(i)) \\ \omega_i, & \text{if } \omega_i \neq \max(\Omega(i)) \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\Omega(i)$ 表示 ω_i 的邻域。在获得修正后的小波系数 ω'_i 后, 对小波系数 ω'_i 进行相同层数的小波逆变换并进行指数变换后, 即可以获得斑噪抑制后的图像。

3 SAR 图像去噪实验结果, 性能分析与讨论

本文将从主观和客观两个角度对提出的滤波算法与经典空域及变换域算法进行比较和性能分析。本文实验中采用的图像是高分辨率机载SAR强度图像, 是从Sandia实验室或其它数据库下载得到; 本文采用的小波基函数为Daubechies 9/7, 分解层次为5层。在模极大值准则中用到的邻域为 5×5 。从图1(图像大小为: 256×256)视觉效果看, 本文的方法相对于Refined Lee, Bayes MMSE, 其去噪效果和对边缘和强散射中心的保持效果都要好。

为了从客观上对各种滤波算法的性能进行评价, 本文主要从等效视数(Equivalent Number of Look, ENL)衡量噪声滤波算法的效果。等效视数是衡量一幅图像 speckle 噪声相对强度的一个指标。等效视数可以由 SAR 图像中一块均匀区域内的均值的平方与方差的比值计算得到:

$$M_{ENL} = \mu^2 / \sigma^2 \quad (7)$$

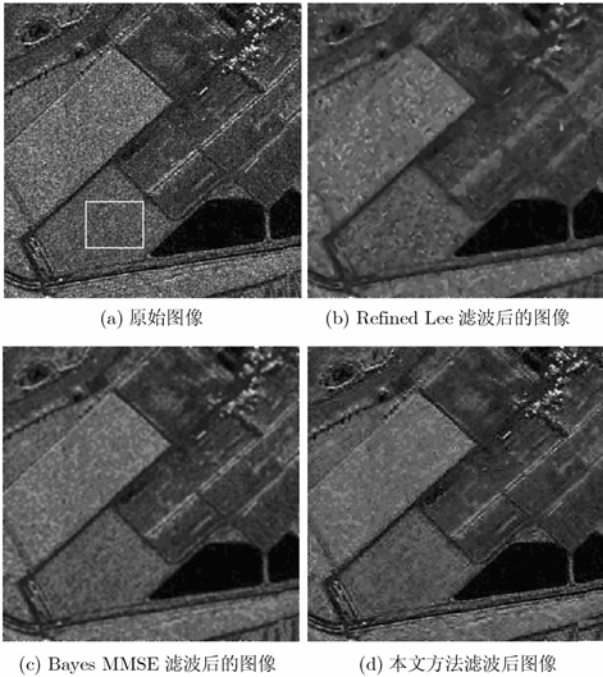


图1 真实 SAR 图像的滤波效果比较 (图像中的方框表示用于计算等效视数的区域)

其中 μ 与 σ^2 分别是 SAR 图像中一块均匀区域内的均值与方差。

表1是对图1用等效视数计算的比较结果, 从统计数据表可以看出, 本文方法在等效视数上是最高的, 说明本方法对斑点噪声的抑制性能较其它方法要好。

图2是用本文方法对另外3幅SAR图像的滤波与等效视数的计算。从视觉效果与等效视数(见表2)可以看出本文提出的方法在主观视觉与客观上都有很好的相干斑抑制效果。

表1 不同算法的等效视数比较

	原始图像	Refined-Lee	Bayes MMSE	本文方法
等效视数 (ENL)	15.35	93.8	112.5	150.6

表2 图像滤波前后的等效视数比较

ENL	图2(a)	图2(b)	图2(c)
原始SAR图像	16.38	14.77	17.87
滤波后的 SAR图像	97.37	56.44	167.07

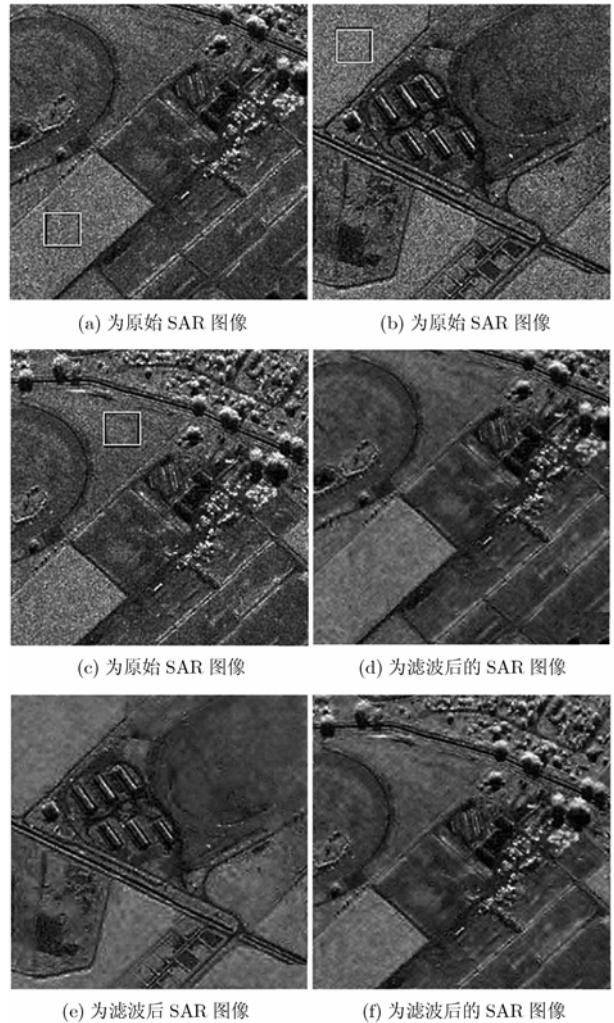


图2 真实 SAR 图像的滤波 (图像中的方框表示用于计算等效视数的区域)

在去噪实验中,不同的小波基函数其滤波的效果是不一样的。从理论上证明小波基函数选择与滤波后的ENL的关系是很困难的,所以只能从实验上加以分析。表3是几种不同的小波基函数对上述SAR图像的滤波效果的参数统计。从表中可以看出,小波的滤波器长度越长,平滑效果越好(等效视数越高),但是滤波器长度越长,其计算时间就越长。

表3 不同的小波基函数下滤波参数比较

		Harr	Cubic B-spline	Daubechies9/7
图2(a)	ENL	75.24	84.33	97.37
图2(b)	ENL	38.88	45.59	56.44
图2(c)	ENL	139.67	152.90	167.07

4 结论

本文分析了以前各种滤波算法的不足,提出了一种基于小波域统计建模与小波系数显著性修正相结合的斑点噪声滤波方法。从试验结果看本文提出的方法能够有效地抑制SAR图像中的斑点噪声从而改善SAR图像质量,从一些客观指标(如:等效视数-ENL)上看,本文方法相对其它一些方法有很大的改进。同时研究了不同的小波基函数对斑噪滤波的影响,得出如下结论:滤波器越长,其平滑效果越好,滤波性能越好,但是小波变换所需要的时间就越长。

参考文献

- [1] 于秋则. 合成孔径雷达(SAR)图像匹配导航技术研究. [博士论文], 武汉: 华中科技大学, 2004.
 - [2] Xie Hua, Pierce L E, and Ulaby F T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling. *IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing*, 2002, 10(4): 2196-2211.
 - [3] Donoho D and Johnstone I. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *J. of American Statistic Association*, 1995, 90(12): 1200-1224.
 - [4] Malfait M and Roose D. Wavelet-based image denoising using a Markov random field a priori model. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997, 6(4): 549-565.
 - [5] Mihcak M K, Kozintsev I, Ramchandran K, and Moulin P. Low complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients. *IEEE Signal Processing Letters*, 1999, 6(12): 300-303.
 - [6] Crouse M S, Nowak R D, and Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1998, 46(4): 886-902.
 - [7] Romberg J K, Choi H, and Baraniuk R G. Bayesian tree structured image modeling using wavelet-domain Hidden Markov models. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001, 10(7): 1056-1068.
 - [8] Ingrid Daubechies 著, 李建平, 杨万年译. 小波十讲. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- 于秋则: 男, 1974年生, 博士后, 从事专业为图像处理、合成孔径雷达图像处理、飞行器导航.
- 朱光喜: 男, 1945年生, 教授, 博士生导师, 从事专业为图像处理、多媒体通讯.
- 柳 健: 男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 从事专业为图像处理、计算机视觉.
- 田金文: 男, 1960年生, 教授, 博士生导师, 从事专业为图像处理、小波分析.
- 毛海岑: 男, 1973年生, 博士, 从事专业为图像处理、实时信号处理.