

文章编号: 1001 - 2486(2011)02 - 0060 - 03

一种基于自适应阈值估计算法的 SAR 图像去噪方法*

张 一, 成礼智

(国防科技大学 理学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:为去除乘性相干斑噪声对合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像的影响,将小波域去噪和二维平移不变去噪算法进行有效结合,提出一种新的自适应阈值估计算法。基于概率密度函数和贝叶斯估计理论,可以得到子带阈值。通过对数变换,将算法应用于含相干斑噪声的 SAR 图像去噪。理论分析和实验结果表明该算法同目前流行的其他阈值算法相比,运算复杂度低,算法高效;并且在保留原始图像重要细节特征和尖锐信息的同时,能够显著地减少相干斑噪声。

关键词:SAR 图像;相干斑抑制;小波变换;平移不变;贝叶斯估计

中图分类号:TP751 **文献标识码:**A

SAR Image Denoising Based on Adaptive Threshold Estimation Method

ZHANG Yi, CHENG Li-zhi

(College of Science, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: An adaptive threshold estimation method for multiplicative speckle denoising in SAR images was proposed, based on wavelet domain merging with translation invariant denoising. The subband threshold was derived using bayesian estimation theory and a new probability density function. The method was applied for speckle SAR images by using logarithmic transformation. Theoretical analysis and experimental results demonstrate that the method is computationally more efficient, and displays better noise removal as well as better preservation of sharp features.

Key words: SAR image; speckle removal; wavelet transform; translation invariant; bayesian estimation

近年来,一些基于小波的去噪方法被成功地应用于 SAR 图像的相干斑抑制^[1]。紧支撑小波基函数可以使小波变换能够有效地描述具有局部特征的函数或信号^[2],并且基于小波的去噪算法在计算效率上要优于传统的相干斑滤波器。由于小波变换同时具有时间和频率的局部特性以及多分辨率分析特性,使得它对非平稳信号的处理变得相对容易^[3]。近年出现了很多关于小波阈值(阈值选择)信号去噪算法的研究^[4-7]。通过合适的阈值选择,可以将噪声信号从原始图像中分离出去,并且不会影响到原始图像中的重要特征信息。

本文提出了一种新的接近最优的阈值估计算法,该算法具有子带相关性,即用于计算阈值的参数都是来自于每个子带的数据集合。我们同时给出了一种新的概率密度函数,来对小波系数的统计数据建模。我们将新的阈值估计算法应用于 SAR 图像的相干斑抑制,取得了很好的效果。

1 本文的基于贝叶斯去噪模型的阈值估计

在小波域中,如果我们可以使用一个正交小波变换,则问题可以阐述为: $Y = X + V$ 。其中 $Y = Wg$ 表示信号 g 的小波系数矩阵,同理 $X = Wf$, $V = Wn$ 。我们的目的是从含噪信号中估计出目标信号 f ,为此我们使用最大后验概率(MAP)估计方法: $\hat{X}(Y) = \arg \max_X P_{X|Y}(X|Y)$ 。基于贝叶斯准则可以得到

$$\begin{aligned} \hat{X}(Y) &= \arg \max_X \{ P_{Y|X}(Y|X) \cdot P_X(X) \} \\ &= \arg \max_X \{ P_V(Y - X) \cdot P_X(X) \} \end{aligned} \quad (1)$$

基于以上公式,我们可以用噪声(P_V)和信号系数(P_X)的概率密度函数(pdf)写出估计的表达式。假设,噪声 P_V 是零均值高斯噪声,方差为 σ_n ,则

$$P_V(V) = \frac{1}{\sigma_n \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{V^2}{2\sigma_n^2}} \quad (2)$$

小波系数的 pdf 通常用广义(重尾分布)高斯

* 收稿日期:2010 - 09 - 15

基金项目:国家自然科学基金创新群体资助项目(60921062);全国优秀博士论文基金资助项目(200543)

作者简介:张一(1979-),男,博士生。

建模来表示^[8]:

$$P_X(X) = K(s, p) e^{-\left|\frac{X}{s}\right|^p}$$

其中, s, p 是模型参数, $K(s, p)$ 是参数依赖的规范化常数。在实际应用中, 由于 $P_X(X)$ 精确但复杂, 导致贝叶斯算法会出现两个问题: 首先很难从一个具体图像中估计出 P_X 的参数, 特别是当图像中含有噪声的时候; 其次这些模型的估计方法可能没有简单的解决形式, 即使有, 也很难获得。

我们用数值方法来解决以上问题。式(1)等价于 $\hat{X}(Y) = \arg \max_X [\log(P_V(Y - X)) + \log(P_X(X))]$

(3)

在式(2)、(3)中, 我们定义

$$f(X) = \log(P_X(X)) \quad (4)$$

由式(2)、(3)、(4), 可以得到

$$\hat{X}(y) = \arg \max_X \left[-\frac{(Y - X)^2}{2\sigma_n^2} + f(X) \right]$$

假设 $P_X(X)$ 严格可导且凸, 则

$$\frac{Y - \hat{X}}{\sigma_n^2} + f'(\hat{X}) = 0, \quad P_X(X) = \frac{1}{\beta\sigma} e^{-\frac{\beta|X|}{\sigma}}$$

对每个尺度, 都要使用下式分别计算一次尺度参

数 $\beta = \sqrt{\log\left(\frac{L_k}{J}\right)}$ 。其中, L_k 是第 k 尺度上的子带长度, 则 $f(X) = -\log(\beta\sigma) - \frac{\beta|X|}{\sigma}$ 。可推出:

$\hat{X}(Y) = \text{sign}(Y) \cdot \left[|Y| - \frac{\beta\sigma_n^2}{\sigma} \right]_+$ 。其中, $(h)_+$ 定位为

$$(h)_+ = \begin{cases} 0: & \text{if } h < 0 \\ h: & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)是软阈值萎缩函数。

2 本文的平移不变去噪算法

正交小波域的阈值算法会在图像边缘处产生明显的振铃、伪吉布斯效应等视觉失真, 在其他的平滑区域会产生斑点。为了改进这种现象, Coifman 和 Donoho^[9] 提出了平移不变 (Translation Invariant, TI) 去噪算法。但是文献[9]中的算法是一维的, 本文给出了二维 TI 算法。

令 $\text{Shift}_{k,l}[g]$ 表示对输入图像 g 进行循环移动的操作 (沿垂直方向移动 k 个指标, 沿水平方向移动 l 个指标)。再令 $\text{Unshift}_{k,l}[g]$ 表示类似的反方向操作。此外, 令 $\text{Denoise}[g, T]$ 表示对输入图像 g 的 DWT, 按照式(7)用阈值 T 进行阈值化处理, 再将其变换回空间域。我们对所有可能的移动都进行阈值算法处理, 最后将结果进行平均, 就得到了二维算法, 公式为

$$\hat{f} = \frac{1}{M^2} \sum_{k,l} \text{Unshift}_{k,l} [\text{Denoise} [\text{Shift}_{k,l} [g], T]] \quad (6)$$

3 本文算法总结

全局描述如何计算子带阈值和相干斑抑制。

3.1 本文的阈值参数估计方法

本节给出了如何计算不同的用于求解阈值 T 的参数, T 是子带自适应的:

$$T = \frac{\beta\hat{\sigma}_n^2}{\sigma_y} \quad (7)$$

上式中, 对每一个尺度都要用以下公式计算一次尺度参数 β :

$$\beta = \sqrt{\log\left(\frac{L_k}{J}\right)} \quad (8)$$

其中 L_k 是第 k 尺度上的子带长度。 $\hat{\sigma}_n^2$ 是噪声方差, σ_y 是子带相关的标准差。对子带 HH_1 进行估计, 可以得到

$$\hat{\sigma}_n^2 = \left[\frac{\text{median}(|Y_{ij}|)}{0.6745} \right]^2, \quad Y_{ij} \in \text{subband } HH_1 \quad (9)$$

3.2 本文的图像去噪算法

给出了小波域中的含噪图像高效去噪算法, 该算法易于实现且具有低运算复杂度。步骤如下:

(1) for $k = 1, \dots, M, l = 1, \dots, M$ do $\text{Unshift}_{k,l} [\text{Denoise} [\text{Shift}_{k,l} [g], T]]$;

(2) 用式(6), 计算平均值, 重构去噪图像 \hat{f} 。

其中计算 $\text{Denoise}[I, T]$ 的步骤如下:

(a) 用小波变换对含高斯噪声的图像进行多尺度分解 (不同尺度上的子带总数为 J);

(b) 用式(9), 计算 $\hat{\sigma}_n^2$;

(c) 用式(8), 对每一个层级, 计算尺度参数 β ;

(d) 对每一个子带 (除低通余项外):

(d.1) 计算标准差 σ_y ;

(d.2) 用式(7), 计算阈值 T ;

(d.3) 用软阈值算法处理含噪系数。

3.3 相干斑模型

本文的去噪方案是基于加性噪声是零均值高斯分布这一假设前提下进行的。在相干斑图像中, 噪声的内容是乘性且非高斯的。它比加性噪声更难以去除, 这是因为噪声的强度随着图像强度的变化而变化。我们给出了一种乘性噪声的模型: $g(i, j) = f(i, j)n(i, j)$ 。其中相干斑 $g(i, j)$ 是原始图像 $f(i, j)$ 与非高斯噪声 $n(i, j)$ 的乘积。

在大部分涉及乘性噪声的应用中, 噪声内容都被假设为固定的, 且具有单一均值和未知噪声方差 σ^2 。为了获得一个加性噪声的模型, 我们必须对相干斑图像 $g(i, j)$ 进行对数变换。噪声 $n(i, j)$ 的内容可以用加性的零均值高斯噪声进行逼近, 得到 $\ln g(i, j) = \ln f(i, j) + \ln n(i, j)$ 。用

DWT对 $\ln g(i, j)$ 进行处理,最后对经过逆 DWT 变换处理后的图像,再进行一次指数变换。

4 真实 SAR 图像实验结果

为了保证本文算法的有效性和实验结果的真实性,本文的实验对象是来源于 Infoterra(国际环境资料系统)的德国 Rosen 的真实 SAR 图像。为了评估去噪效果,我们不仅需要主观的视觉效果,还需要客观的评估指标。由于真实 SAR 图像的特殊性,我们不可能有一个完全“干净”的参考图像,因此不能像通常对自然图像那样使用 PSNR(峰值信噪比)、MSE(均方误差)和 SNR(信噪比)来评估 SAR 图像去噪效果。

因此我们使用 ENL(Equivalent Number of Looks)和 ESI(Edge Sustain Index)来对实验结果进行量化分析。对于 SAR 图像上的均质区域

(homogeneous area),ENL 的定义为

$$ENL = \frac{m^2}{\sigma^2}$$

其中 m 是均值, σ 是标准差。ESI 的定义为

$$ESI = \frac{\sum_{i=1}^m |DN_{R1} - DN_{R2}| (\text{去噪后})}{\sum_{i=1}^m |DN_{R1} - DN_{R2}| (\text{去噪前})}$$

其中 DN_{R1} 和 DN_{R2} 表示边缘两侧的灰度值, m 表示采样数。

我们将实验结果同其他流行且类似的阈值去噪算法进行了比较,例如多层级软阈值去噪算法^[10],通用阈值去噪算法等等。其他算法的实验和本文算法一样,均使用相同的图像在相同的尺度上进行。在所有多层级的实验中,小波的分解直到 4 层。具体实验结果见图 1。

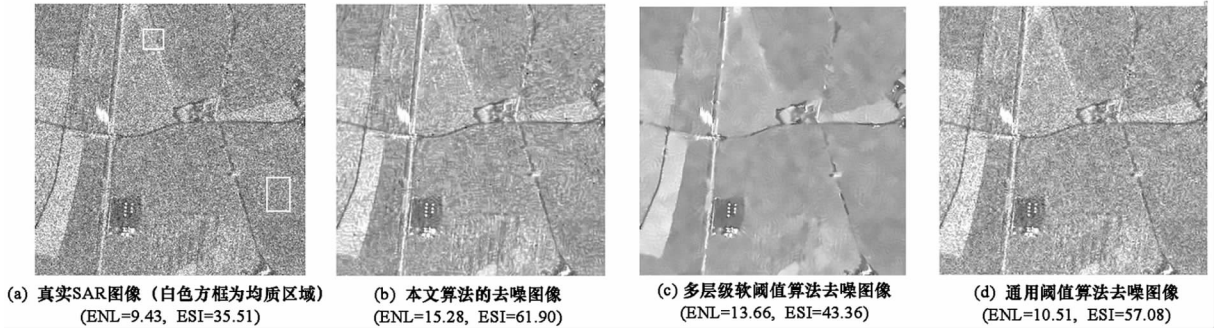


图1 本文算法和其他几种阈值算法的实验结果比较

Fig. 1 Simulation results using the proposed algorithm and several other methods

从图 1 的实验结果可以看出,本文算法同其他算法相比,在很大程度上保留了原始图像的重要细节特征和尖锐信息。并且在更好地保留了细节特征和尖锐信息的情况下,本文算法的去噪效果也要优于其他算法,其他算法都不能同时兼顾去噪效果和重要细节特征的保留。从 ENL 和 ESI 的量化指标上看,本文的算法也要优于其他算法。

5 结论

本文提出了一种高效的结合平移不变算法的子带自适应阈值算法,该算法在 SAR 图像的去噪上取得了很好的效果。本文算法是基于子带系数的广义高斯分布建模,该算法具有低运算复杂度,算法高效;并且在保留了原始图像尖锐信息的同时,能够显著地减少相干斑噪声。本文算法在 SAR 图像实时去噪和图像增强领域还具有很大的潜力。

参考文献:

[1] Achim A, Tsakalides P, Bezerianons A. SAR Image Denoising Via

Bayesian Wavelet Shrinkage Based on Heavy-Tailed Modeling [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 41 (8): 1773 - 1784.

[2] 成礼智, 王红霞, 罗永. 小波的理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[3] 成礼智, 梁向农. 离散与小波变换新型算法及其在图像处理中应用的研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.

[4] Change G S, Yu B, Vetterli M. Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9: 1532 - 1546.

[5] Mastriani M, Giraldez A E. Kalman's Shrinkage for Wavelet-based Despeckling of SAR Images[J]. International Journal of Intelligent Technology, 2006, 1(3): 190 - 196.

[6] Prasad V, Siddiah P, Rao B. A New Wavelet Based Method for Denoising of Biological Signals [J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2008, 8(1): 238 - 244.

[7] 潘旺华, 文援兰, 朱俊, 等. 基于小波去噪半参数回归模型的卫星轨道测量数据预处理方法[J]. 国防科技大学学报, 2008, 30(6): 10 - 13.

[8] Sendur L, Selesnick I W. Bivariate Function for Wavelet-based Denoising [C]//IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing (ICASSP), Orlando, 2002.

[9] Coifman R R, Donoho D L. Translation-invariant Denoising[M]. In Wavelets and Statistics, Berlin, Germany: Springer-verlag, 1995.

[10] Khare A, Tiwary U S. Soft Thresholding for Denoising of Medical Images—A Multiresolution Approach [J]. International Journal of Wavelet, Multiresolution and Information Processing, 2005, 3 (4): 477 - 496.