

一种新的 SAR 图像快速自适应去斑算法

李应岐^{1,2)} 何明一¹⁾

¹⁾ (西北工业大学电子信息学院 信息获取与处理陕西省重点实验室, 西安 710072) ²⁾ (第二炮兵工程学院, 西安 710025)

摘要 针对 SAR 图像斑点噪声的滤除, 提出了一种新的基于 Countourlet 变换的快速自适应性噪声去除方法。鉴于 SAR 图像的 Countourlet 系数主要取决于斑点噪声和信号腐化, 且呈现出很强的非高斯分布特性, 据此, 首先建立了 SAR 图像 Countourlet 系数的高斯混合分布解析模型; 然后用每个系数的邻域系数通过估计其去斑收缩因子来表现系数的自适应收缩; 最后对 Lee 滤波、Foster 滤波、Gamma 滤波、小波、Curvelet 和 Contourlet 变换的去斑性能进行了比较分析。实验结果表明, 该新方法在保留细节和锐化图像的同时, 能强有力地抑制斑点噪声。

关键词 Countourlet 变换 合成孔径雷达图像 斑点 自适应性收缩估计

中图分类号: TP391.41 TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)02-0214-05

A New Fast Adaptive Algorithm for Despeckling SAR Images

LI Ying-qi^{1,2)}, HE Ming-yi¹⁾

¹⁾ (College of Electronic Information Northwestern Polytechnical University Shanxi Key Laboratory of Information Acquisition and Processing, Xi'an 710072)

²⁾ (Institute of Second Artillery Engineering, Xi'an 710025)

Abstract A new adaptive contourlet transform-based technique for speckle removal from SAR images is presented. The distribution of the SAR image's contourlet coefficients is mainly decided by speckle noise and useful signals corrupted. The analytic model for these distributions is proposed. The shrinkage factor for despeckling is estimated with the neighboring reference contourlet coefficient in every sub bands. Finally, the comparison of performance of Lee filter, Frost filter, Gamma filter, wavelet-based despeckling and contourlet transform-based despeckling is provided for both simulated and actual SAR images. It shows that the contourlet methods strongly suppress speckle, while preserving image details and sharpness.

Keywords contourlet transform, SAR image, speckle, adaptive shrinkage estimator

1 引言

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 具有全天候, 全天时的成像能力, 是目前最具吸引力的遥感传感器。斑点噪声作为 SAR 图像的机理特性, 被认为是一种乘性噪声。其严重影响了图像的一致性, 使 SAR 图像自动解译变得极其困难。目前已提出的去斑方法基本分为滤波和变换两类。其中, 中值滤波、Lee 滤波、Frost 滤波、Kuan 滤波和

Gamma MAP 滤波^[1]等方法虽有一定的效果, 但其方法对滤波窗口的大小和形状很敏感, 即窗口太大 (相对于感兴趣区域), 会导致过平滑, 使图像的边缘模糊; 而窗口过小, 则会降低平滑能力和去斑效果; 而且常用的方形窗口会使非竖直、非水平和非 45° 线的直角特征钝化; 另一种基于变换的方法是先在变换域对变换系数阈值化, 然后重构图像去斑, 如小波变换、Curvelet 变换消噪^[2~5]等。其中, 小波变换在边缘附近抑制了边缘方向以外的平滑。但是 Curvelet 变换比小波变换在视觉上表现出较高的重

收稿日期: 2006-08-01; 改回日期: 2006-09-18

第一作者简介: 李应岐 (1965~), 现为第二炮兵工程学院教师, 西北工业大学在职博士研究生。主要从事图像处理、作战效能评估方面的研究。E-mail: yingqi65@126.com

构质量^[6], 特别是较好地保持了线形和曲线形边缘特征, 然而该方法计算量太大。Do 和 Vetterli 基于 Curvelet 变换思想, 提出了一种基于 2 维多尺度和多方向滤波器组的 Contourlet 变换算法^[7-9]。它不仅具有小波变换的多尺度和局部时频特征, 而且还具有多方向和各向异性, 因此能很好处理图像的轮廓。与其他多尺度多方向分析相比, Contourlet 变换在不同尺度下的分解方向可以不同。本文通过分析 Contourlet 系数的统计关系, 在研究 SAR 图像在不同尺度空间和方向子带下的 Contourlet 系数关系的基础上, 建立了有效的系数估计算法。

2 斑点噪声模型

含斑点噪声的 SAR 图像通常被认为是一个乘性模型:

$$\begin{aligned} \hat{I}(i, j) &= I(i, j)S(i, j) = I(i, j)[1 + \hat{S}(i, j)] \\ &= I(i, j) + W(i, j) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\hat{S}(i, j) = S(i, j) - 1$, $W(i, j) = I(i, j)\hat{S}(i, j)$, $I(i, j)$ 表示目标的真实雷达回波值, $\hat{I}(i, j)$ 表示雷达回波的测量值, $S(i, j)$ 为斑点噪声, i 和 j 分别表示图像像素所处的行和列。若把乘性斑点噪声 $S(i, j)$ 转换为加性噪声 $W(i, j)$, 就避免了对数变换, 从而降低了处理难度。对于单视 SAR 图像, $S(i, j)$ 服从瑞利分布 (幅度图像) 或均值为 1 的负指数分布 (亮度图像); 而对于多视 SAR 图像, $S(i, j)$ 则服从均值为 1 的伽玛分布。

3 Contourlet 系数的高斯混合分布模型

Contourlet 变换包含了 2 的任意次幂个方向, 且具有灵活长宽比的基函数。与小波变换相比, Contourlet 变换在表示光滑轮廓时, 只需很少的系数。Contourlet 变换通过 2 维方向滤波器组, 可将图像在多尺度下分解成不同方向的子带。其在每一尺度下, 先由 Laplacian 塔形分解算法将逼近图像分解成低频和高频的两个部分, 然后再用方向滤波器组将高频部分分解成不同的方向子带。由于塔形分解是阶梯结构, 因此其尺度分解和方向分解是相互独立的, 即每个尺度下可以分解的方向数为 2 的任意幂次个, 而其他多尺度方向分析的方向数通常是固定的。

Contourlet 变换系数的边际分布在振幅为 0 处

表现为尖锐的顶峰, 峰的两侧有很粗的余尾。这表明自然图像的 Contourlet 系数分布稀疏, 即大多数系数接近于 0。在 Contourlet 域, 子带的边缘分布峰态比远高于正态分布的 3, 呈现出很强的非高斯分布特征^[10], 而高斯混合模型 (GSM) 则适合描述系数的边缘分布和联合分布^[11]。SAR 图像的 Contourlet 系数 x 是图像 $I(i, j)$ 的分解系数 x 与噪声 $N(i, j)$ 的分解系数 w 的和, 即 $x = x + w$ 。系数 x 可以通过其局部邻域的系数向量 X 来进行估计, X 可表示为一个高斯向量和一个无关数的乘积。一般地, 设 X 表示系数 x 的局部邻域的系数向量, \sqrt{z} 为乘性因子, U 为均值为 0、协方差为 C_U 的高斯向量, 则 X 的基本 GSM 模型可表示为 $X = \sqrt{z}U$, 其中 z 是隐性乘数, U 和 z 是独立的。系数 x 局部邻域的系数向量 X 的概率密度可表示为

$$P(X) = \int \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N |zC_U|}^{1/2}} \exp\left\{-\frac{X^T C_U^{-1} X}{2z}\right\} p(z) dz \quad (2)$$

N 表示向量 U 和 X 的维数, 局部邻域通常定义为以系数 x 为中心的方形区域。

4 Contourlet 域系数的自适应去斑因子估计

假设向量 Y 是向量 X 与方差为 σ_w^2 、均值为 0 的高斯白噪声向量 W 的和, 即 $Y = X + W$ 。如果 X 是 GSM 模型的向量, 则 $Y = \sqrt{z}U + W$ 。如果 z 的值已知, 那么 Y 就是高斯分布, X 的最佳估计可用线性维纳滤波实现。

$$\hat{x} = \frac{z\sigma_U^2}{z\sigma_U^2 + \sigma_w^2} y \quad (3)$$

因此, 只要从向量 Y 中估计出 $z\sigma_U^2$, 就可以得到 X 的最佳估计 \hat{x} 。基于向量 Y 的噪声乘性因子 z 的最大似然估计为

$$\hat{z}_{\max}(Y) = (1/\sigma_U^2)(Y^T Y N - \sigma_w^2) \quad (4)$$

将式 (4) 代入数据计算, $\hat{z}_{\max}(Y)$ 经常会得到很小的负值, 其主要是由于邻域的势较小或噪声水平过高所致。这种情况下, 若令 $\hat{z}_{\max}(Y)$ 为 0 则有

$$\hat{z}\sigma_U^2 = \hat{z}_{\max}(Y)\sigma_U^2 = \max(Y^T Y N - \sigma_w^2, 0) \quad (5)$$

假定 $y_{i, j, s, d}$ 表示含噪 SAR 图像在尺度为 2^s、方向为 d 的子带上位置 (i, j) 的 Contourlet 系数, 对应的真实图像的系数记为 $c_{i, j, s, d}$, 则 $c_{i, j, s, d}$ 的值可用

$y_{i,j,s,d}$ 的邻域系数进行估计:

$$c_{i,j,s,d} = \eta y_{i,j,s,d}, \quad \eta = \frac{z\sigma_U^2}{z\sigma_U^2 + \sigma_W^2} \quad (6)$$

η 为 Contourlet 域的去斑因子, Y 表示系数 $y_{i,j,s,d}$ 邻域的 Contourlet 系数向量, σ_W^2 是图像的噪声方差, η 由系数的局部邻域和所在子带的方差确定。

基于 Contourlet 变换的自适应降噪过程可分为下面 3 个步骤:

① 对图像进行 Contourlet 多分辨率分解, 得到多尺度多方向子带;

② 对每个子带的每个系数用式 (5) 计算 $z\sigma_U^2$, 用式 (6) 进行收缩。

③ 用收缩产生的系数进行 Contourlet 逆变换, 重构图像。

为了使用式 (5) 计算 $z\sigma_U^2$, 就需要估计噪声方差 σ_W^2 , 该参数可以从子带的 Contourlet 系数的标准方差与图像的总方差中得到。

5 降斑效果评估

通常对消噪造成的图像失真进行准确评估是十分困难的, 因为简单的数学测度计算往往缺少视觉生态特征的支持, 而视觉生态的特征 (可视化特征) 又是难以表示、计算和测量的。由于 SAR 图像对于普通人是难以理解的, 而采用视觉特征进行去斑效果评估则更为困难, 因此本文采用噪声变差 (noise variance, NV)、均方差 (mean square error, MSE) 等价视数 (equivalent numbers of looks, ENL)、偏差比 (deflection ratio, DR)^[1] 等数学测度进行去斑效果评价。

5.1 噪声变差

噪声变差表示图像被斑点噪声污染的程度, NV 值越小, 图像越干净, 即图像去斑噪越彻底, 其计算公式为

$$NV = \frac{1}{R \times C} \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C (f_{r,c}^{\wedge} - m)^2 \quad (7)$$

其中, R, C 为图像的行数和列数, $f_{r,c}^{\wedge}$ 为图像降噪后的像素值, m 是 $f_{r,c}^{\wedge}$ 的均值。

5.2 均方差

均方差表示了图像所有像素的平均误差。本文中的均方差不是图像的损失和误差, 而是消噪后图像和噪声图像的像素值偏差的综合 (对于光学仿真斑噪图像而言, 就是评价去噪图像和原始图像的像

素偏差总和)。MSE 值越大, 表示降噪效果越明显。其计算公式为

$$MSE = \sum_{j=1}^N (f_j - \hat{f}_j)^2 \quad (8)$$

其中, f_j 和 \hat{f}_j 分别为降噪前后的像素值, N 为图像的像素总数。

5.3 等价视数

等价视数 (ENL) 是估计 SAR 图像斑噪水平的常用指标。通常是通过图像匀质区域的等价视数来估计整幅图像的等价视数, 因此与检测的匀质区域大小有关。理论上说, 大匀质区域的等价视数高于小匀质区域的等价视数, 然而区域越大, 准确性越小。为了避免对匀质区域大小的判断, 本文先将图像分成 32×32 大小互不交叠的块, 并对每个小块求其 ENL, 然后用所有块的平均值表示整幅图像的等价视数。匀质区域的 ENL 计算如下:

$$ENL = m^2 / s^2 \quad (9)$$

m, s 分别是匀质区域的均值和标准差。

5.4 偏差比

偏差比 (DR) 是由 Guo 等人在 1994 年提出的, 其计算公式为

$$DR = \frac{1}{R \times C} \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C \left| \frac{\hat{f}_{r,c} - m}{s} \right| \quad (10)$$

$\hat{f}_{r,c}$ 为图像降噪后的图像像素值, m 是 $\hat{f}_{r,c}$ 的均值, s 是 $\hat{f}_{r,c}$ 的标准差。在雷达回波强点的 DR 值比较大, 本文用它表示图像的降斑效果。DR 值越小, 表明图像消除斑噪的程度越大。

6 实验结果

为验证本文方法的去噪效果, 通过对附加乘性噪声 μ 的光学图像 I 进行去噪实验, 得到了去噪后的仿真 SAR 图像 J , 其中 μ 是均值为 0, 标准差为 σ_{μ} 的均匀分布的变量。对于方差 σ_{μ} 分别为 15、25 和 35 的 Lena 仿真斑噪图像, 采用 Lee 滤波、Frost 滤波、中值滤波和 Gamma 滤波对其去斑消噪, 并用基于小波系数的隐马尔可夫模型、Curvelet 变换和基于 Contourlet 变换进行自适应收缩消噪, 其去斑效果见图 1。去斑图像的噪声方差、均方差、等效视数和偏差率见表 1。

从图 1 可明显看出, 经典滤波方法不能有效地减少斑点, 且视觉效果较差。虽然小波变换在去噪时减少了斑点, 但是细节和轮廓没有完好保存下来, 例如



图 1 原始 Lena 图像, 模拟含噪图像和不同方法去斑图像

Fig. 1 Lena image, simulated image and de-speckled image

表 1 仿真斑噪图像 (加乘性噪声的 Lena) 的不同去斑方法的去斑性能对比

Tab 1 Comparison of several de-speckled algorithms for simulated SAR image

去斑方法	NV	MSE	DR	ENL
噪声图像	45.50	675.14	0.712	10.15
Lee 滤波	38.91	169.15	0.704	35.42
增强 Lee 滤波	37.66	91.87	0.706	54.47
Frost 滤波	37.63	92.51	0.706	54.51
增强 Frost 滤波	37.86	96.14	0.705	53.42
Kuan 滤波	42.85	455.73	0.711	14.02
中值滤波	38.46	131.01	0.708	40.55
Gamma 滤波	39.45	180.68	0.691	45.73
Wavelet HMMT	36.99	81.85	0.690	148.67
Curvelet 变换	37.04	77.49	0.689	147.20
Contourlet 变换	36.05	78.54	0.686	250.11

帽子的边缘和头发的纹理相混淆。Curvelet 变换的去斑效果较好, 基于 Contourlet 变换的自适应收缩方法不仅能很好去除斑点, 同时能保持细节和轮廓。

图 2(a) 为一幅内容复杂的 RADARSAT 图像, 图 2(b) 和图 2(c) 是经 Lee 滤波和 Gamma 滤波的图

像。图 2(d), 图 2(e) 和图 2(f) 分别是使用小波隐马尔科夫模型、Curvelet 变换和 Contourlet 技术去斑的图像。从各种方法的去斑结果可以看出 Contourlet 变换的去斑效果好于其他去噪技术, 而且 Contourlet 变换的去斑没有降低图像的视觉, 而小波变换和 Curvelet 变换却减少了图像的亮度, 造成了边缘的混乱。各类去斑方法的去斑结果比较见表 2。

表 2 RADARSAT 图像不同去斑方法的去斑性能对比

Tab 2 Comparison of several de-speckled algorithms for RADARSAT image

去斑方法	NV	MSE	DR	ENL
原始图像	31.606	-	0.456	9.190
Lee 滤波	25.038	135.48	0.455	17.869
增强 Lee 滤波	22.315	358.29	0.464	25.202
Frost 滤波	22.148	377.55	0.463	25.829
增强 Frost 滤波	24.229	298.17	0.458	20.049
中值滤波	34.129	196.5	0.426	17.514
Gamma 滤波	23.366	378.66	0.461	22.025
Wavelet HMMT	24.769	179.17	0.444	18.946
Curvelet 变换	23.510	327.04	0.457	22.290
Contourlet 变换	22.090	321.14	0.457	27.036

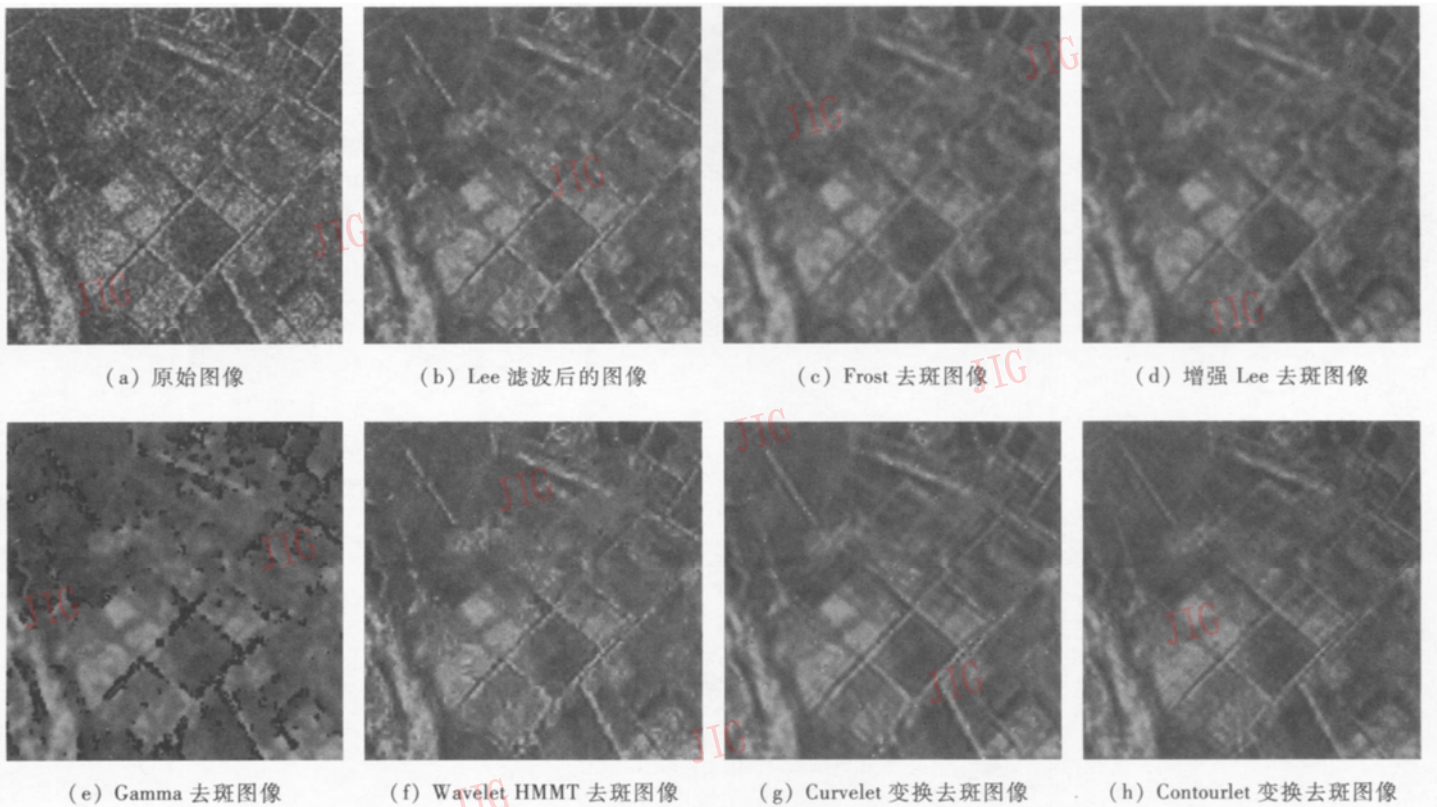


图 2 RADARSAT SAR 图像和去斑图像

Fig. 2 RADARSAT SAR image and de-speckled image

7 结 论

本文提出了一种新的快速有效的 SAR 图像去斑方法。该方法主要的创新点在于利用 Contourlet 系数的高斯混合分布模型, 在进行降斑去噪的同时, 还对轮廓和边缘信号特征提供了稀疏表示; 同时提出了针对 SAR 图像灰度分布和自动直接计算参数的解析模型。将这些分布模型应用于在不同尺度和不同方向参考系数的领域内, 不仅得到了非常好的斑点噪声变化估计和真实 Contourlet 系数的最优逼近, 而且在很好保存图像细节的同时, 实现快速去斑。

参考文献 (References)

- 1 Tan Hong Sem. Denoising of Noise Speckle in Radar Image[D]. Thesis for the Degree of Bachelor of Engineering. The University of Queensland, Australia, October 2001.
- 2 Walessa M, Datcu M. Model-based despeckling and information extraction from SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(9): 2258~2269.
- 3 Matriani M, Giraklez A E. Smoothing of coefficients in wavelet domain for speckle reduction in synthetic aperture radar images[J]. International Journal on Graphics, Vision and Image Processing, 2005, 5(8): 1~8.
- 4 Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 19(9): 1532~1546.
- 5 Argenti F, Alparone L. Speckle removal from SAR images in undecimated wavelet domain[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(11): 2363~2374.
- 6 Starck J, Candes E, Donoho D. The curvelet transform for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670~684.
- 7 Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091~2106.
- 8 Do M N, Vetterli M. Contourlets in Beyond Wavelets[M]. New York: Academic Press, 2003.
- 9 Eslam i R, Radha H. The Contourlet transform for image denoising using cycle spinning[A]. In: Proceedings of A Sirkar Conference on Signals, Systems, and Computers[C], Pacific Grove, 2003: 1982~1986.
- 10 Po D D-Y, Do M N. Directional multiscale statistical modeling of images [A]. In: Proceedings of SPIE Conference on Wavelet Applications in Signal and Image Processing X[C], San Diego, CA, USA, 2003: 69~79.
- 11 Portilla J, Strela V, Wainwright M, et al. Image denoising using scale mixtures of Gaussian in wavelet domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 50(11): 1338~1351.