

基于非局部均值滤波的 SAR 图像去噪

易子麟 尹东 胡安洲 张荣*

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系 合肥 230027)

摘要: 该文提出一种基于结构相似性指数(SSIM)的非局部均值(Non Local means, NL-means)滤波的合成孔径雷达(SAR)图像相干斑噪声抑制新方法。该方法用 SSIM 改进 NL-means 算法中小块相似性的度量,能利用结构信息来进行相干斑抑制。通过在真实 SAR 图像上的实验表明,与 GammaMAP 滤波、CHMT 算法、BLS-GSM 算法、NL-means 滤波相比,此方法在有效去除相干斑噪声的同时能更好地保持边缘结构信息。

关键词: 合成孔径雷达图像; 图像去噪; 结构相似性指数; 非局部均值

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)04-0950-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00918

SAR Image Despeckling Based on Non-local Means Filter

Yi Zi-lin Yin Dong Hu An-zhou Zhang Rong

(Department of Electronic Engineering and Information Science, USTC, Hefei 230027, China)

Abstract: This paper proposes a new speckle reduction algorithm for Synthetic Aperture Radar (SAR) images. It is based on the Non Local (NL) means filter and improved by Structural SIMilarity (SSIM). Structure information is introduced into the despeckling method by measuring the similarity between small patches with SSIM. Some experiments on real SAR images, comparing with GammaMAP filter, Contourlet Hidden Markov Tree (CHMT) method, Bayes Least Squares-Gaussian Scale Mixtures (BLS-GSM) method and NL-means filter, demonstrate that the proposed algorithm is able to reduce efficiently speckle while retain edges and structures well.

Key words: SAR image; Despeckling; Structural SIMilarity (SSIM); Non Local means (NL-means)

1 引言

合成孔径雷达(SAR)是一种主动式微波遥感器,由于具有全天时、全天候成像、高空间分辨率和强穿透能力等优点,被广泛应用到军事和民用各领域。然而,由于其成像机理的限制,SAR 图像中自身固有的随机分布的相干斑噪声会严重影响图像的质量,使其自动处理非常困难。因此,SAR 图像相干斑抑制是 SAR 图像处理的关键步骤,对于后续 SAR 图像特征提取、分割、识别等有重要意义。

SAR 图像去噪有两大主要目标,一是有效地消除均匀平坦区域中的相干斑噪声,二是尽可能地保持图像中的边缘、纹理等细节信息。几乎所有去噪方法都是在这两大性能之间折衷。对实数数据的 SAR 图像去噪有传统的基于空域的滤波算法,如 Lee, Kuan, Frost, GammaMAP^[1]和增强 Lee^[2],增强 Frost^[3]等滤波器。它们的窗口大小固定,且都是利用图像的局部小块信息进行去噪,容易产生过平

滑而丢失图像细节纹理信息的问题。随着多分辨率分析的发展,小波变换被应用到 SAR 图像相干斑抑制中^[4],但是由 1 维小波张成的可分离小波只具有有限的方向,不能有效地表达图像的边缘结构信息,因此,Contourlet 变换^[5]等多方向尺度分析方法被应用到去噪中并取得了优于小波变换的结果。Lee 滤波和 Frost 滤波都可以表示成各向同性扩散的偏微分方程,文献[6]发展了各向异性扩散偏微分方程的去斑方法,改善了滤波性能,但是这类方法也会不可避免地带来目标模糊。近年来,马尔科夫随机场^[7]和吉布斯随机场^[8]、BLS-GSM (Bayes Least Squares-Gaussian Scale Mixtures)^[9]等模型都被引入到 SAR 图像去噪方法中,它们都在去除斑噪声的同时有效地保留了场景信息,取得了较好的去噪效果。

2005 年, Buades 等人^[10, 11]提出了针对自然图像加性白噪声的非局部均值(Non Local means, NL-means)去噪方法。该方法的基本思想是通过衡量图像的块相似性来构造求均值的权重,而不是仅仅利用传统的单像素点的相似性来构造权重。因此,利用整个小块信息的去噪方法可以更好地保持图像

2011-09-05 收到, 2011-11-02 改回

国家 973 计划项目(2010CB731904)资助课题

*通信作者: 张荣 zrong@ustc.edu.cn

边缘、纹理等特征。近年来，此方法获得了很多改进并在图像去噪领域有很好的效果^[12-14]。通过对经典 NL-means 方法在真实 SAR 图像上的实验可以看出，该方法仅在相对平坦区域有较好的去噪效果，而在细节信息丰富的边缘区域去噪效果很弱。造成这个现象的原因是在整幅图像中容易找到很多相似的平坦区域的小块，用它们作加权平均可以达到较好的去噪效果；而边缘区域的小块很难找到与之相似性很高的小块，故加权平均效果不明显。由此说明仅用高斯加权的欧氏距离作为小块的相似性度量有一定局限性。本文定义了新的结构相似性指数 SSIM^[15]与高斯加权的欧氏距离乘积作为相似性度量，以达到在滤波器中引入结构信息的目的，提出了用 SSIM 改进的非局部均值去噪方法(NLM-SSIM)。对真实 SAR 图像去噪的实验结果表明，所提出的改进能够更为有效地去除边缘区域的相干斑噪声，更好的保留图像的结果信息。

2 非局部均值去噪算法(NL-means)

给定一幅离散的含噪声图像 $v = \{v(i) | i \in I\}$ ， I 表示图像的坐标域，对像素 i ，非局部均值法计算一个全图所有像素的加权平均作为去噪后该点的估计值，

$$NL[v](i) = \sum_{j \in I} w(i, j)v(j) \quad (1)$$

其中，权值 $w(i, j)$ 取决于像素 i 和像素 j 之间的相似性，并满足条件 $0 \leq w(i, j) \leq 1$ 和 $\sum_j w(i, j) = 1$ 。

而像素 i 和像素 j 之间的相似性由它们的灰度值向量 $\mathbf{v}(N_i)$ 和 $\mathbf{v}(N_j)$ 的相似性决定，其中， N_i 表示以像素 i 为中心的固定大小的方形邻域。邻域灰度值向量间的相似性由高斯加权的欧氏距离来确定，

$$d(i, j) = \|\mathbf{v}(N_i) - \mathbf{v}(N_j)\|_{2,a}^2 \quad (2)$$

其中 $a > 0$ 为高斯核的标准差。

邻域灰度值向量越相似，则相应像素点在加权平均中的权值越大，定义权重如下：

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{d(i, j)}{h^2}} \quad (3)$$

其中 $Z(i) = \sum_j \exp(-d(i, j)/h^2)$ 为归一化常数，参数 h 控制指数函数的衰减速度。

3 改进的非局部均值 SAR 图像去噪

针对原 NL-means 算法在结构信息复杂区域去噪效果弱的现象，引入 SSIM 这一评价图像间的结构相似性的度量参数，以解决原算法不考虑图像结构信息的缺点。本文提出的 NLM-SSIM 去噪方法结构如图 1 所示。最初提出的非局部均值滤波算法是



图 1 NLM-SSIM 滤波器流程图

用来消除自然图像中的加性高斯白噪声的，针对 SAR 图像的乘性噪声模型，需要先引入对数变换，将乘性噪声转换为加性。用改进的非局部均值滤波器去噪后，再进行指数变换，恢复 SAR 图像的原始辐射特性。

前文指出，经典的非局部均值滤波器在 SAR 图像边缘区域效果不明显，因为在 NL-means 算法中第 1 步衡量小块间的相似性只用了高斯加权的欧氏距离，即只利用了方形邻域的灰度值信息，没有考虑图像大尺度上的结构信息。边缘区域中结构上相似的小块可能由于欧氏距离较大而被赋予较小的权值，导致加权平均效果不明显，达不到抑制相干斑噪声的目的。

王舟等人^[15]提出了结构相似性指数(SSIM)这一参数，被广泛应用于图像客观质量评价中，它将亮度、对比度和结构信息结合起来，可以很好地评价图像间的相似性，并与人眼对结构信息敏感的特点相符。

$$SSIM(i, j) = \frac{(2\mu_i\mu_j + C_1)(2\sigma_{ij} + C_2)}{(\mu_i^2 + \mu_j^2 + C_1)(\sigma_i^2 + \sigma_j^2 + C_2)} \quad (4)$$

其中 μ_i 和 σ_i^2 分别表示以像素 i 为中心的方形邻域 N_i 的灰度均值与方差， σ_{ij} 表示邻域 N_i 和 N_j 的灰度值协方差。 C_1, C_2 为极小的常数防止零除的特殊情况。SSIM 不仅可以直接用来评价自然图像的相似性，也被变形后用在多尺度与小波域中，它对于其它类型的信号相似性评价也有好的效果。我们对图像取对数变换后并未改变其结构特点，因此可以引入 SSIM 度量其结构相似性。

用高斯加权的欧氏距离来定义相似性， $d(i, j)$ 越接近于 0，则两个小块相似性越好。而 SSIM 的取值区间为 $[-1, 1]$ ，当 SSIM 绝对值越大时，说明两个小块相似性越好。为了和高斯加权的欧氏距离一致，故定义结构相似参数为

$$S(i, j) = \frac{1 - SSIM(i, j)}{2} \quad (5)$$

其取值区间为 $[0, 1]$ ，当两个小块完全相同时，该参数取值为 0，当 $S(i, j)$ 越大时，两个小块相似性越低，即与高斯加权的欧氏距离有相同的单调性。本文将该基于结构相似性的参数与原高斯加权的欧氏距离相乘，作为小块相似性度量的改进，增强算法在边缘区域的作用。如果仅采用高斯加权的欧氏距离作相似性度量，那么在结构边缘区域大量 N_j 与 N_i

相似性都很低将导致 N_i 自身在后面的加权中权值太大, 从而去噪效果很弱。而乘以结构相似参数后, 结构相似的小块权值将上升, 与完全不相似的小块区别开来, 从而加强了算法在结构边缘区域的去噪效果。

$$d(i, j) = \frac{S(i, j)}{E[S(i, j)]} \|\mathbf{v}(N_i) - \mathbf{v}(N_j)\|_{2,a}^2 \quad (6)$$

其中 $E[S(i, j)]$ 为针对像素 i 的一个归一化常数,

$$E[S(i, j)] = \frac{\sum_j S(i, j)}{j \text{ 的个数}} \quad (7)$$

经过上述改进后, 将式(6)代替式(2)代入式(3), 负指数加权得到非均值滤波的结果。再经过指数变换后便得到抑制相干斑噪声的 SAR 图像。

这样, 便将结构信息应用到该抑制相干斑噪声滤波器中, 使 SAR 图像经过该滤波器后得到的噪声图包含尽量少的结构信息, 接近于随机分布。

4 实验结果及分析

4.1 实验设置

实验数据 1 来自于英国国防研究局(DRA)的 3 m 分辨率农田场景的 X 波段机载 SAR 图像, 大小为 256×256 像素, 位深度为 8 bit; 实验数据 2 是一幅内容为桥梁的 SAR 图像, 大小为 512×512 像素, 位深度为 8 bit。两幅图均为幅度图像。

对比实验分别实现了传统的 GammaMAP 滤波算法, CHMT(Contourlet Hidden Markov Tree)算法, BLS-GSM 算法, 经典的 NL-means 去噪算法和本文提出的 NLM-SSIM 去噪算法。

本文提出的 NLM-SSIM 算法和经典的 NL-means 去噪算法均采用小块大小为 7×7 , 为了避免巨大的运算量, 将搜索窗口的大小限定为 21×21 ^[10]。

4.2 去噪质量评价准则

本文中, 客观质量评价采用等效视数和噪声图像等效视数两个参数。主观质量评价主要是观察去噪后比例图像的均匀程度。

(1)等效视数(ENL) 等效视数是 SAR 图像客观质量评价的常用指标, 用来衡量抑制相干斑噪声的程度。

$$ENL = \mu^2 / \sigma^2 \quad (8)$$

其中 μ 表示图像灰度值均值, σ^2 表示方差。ENL 越

大, 表明相干斑噪声程度越弱, 即图像越平滑。由于 ENL 要在平滑区域块上计算得到, 本文中采用的方法是手动选取一块区域, 每种算法的结果均在该区域中计算 ENL。针对实验用的幅度数据, ENL 要乘以变系数的平方 $4/\pi - 1$ 。

(2)噪声图像等效视数(N_ENL) SAR 图像的相干斑噪声为乘性噪声, 观测强度可由式(9)给出,

$$v = un \quad (9)$$

其中 v 为含噪声图像, u 为对 RCS (Radar Cross Section)的估计, 即去噪后的“真实值”, n 为相干斑噪声。噪声图像等效视数即为比值图像等效视数,

$$N_ENL = ENL(n) = ENL(v/u) \quad (10)$$

噪声 ENL 是用来衡量去噪算法对图像细节与结构信息保持能力的。当噪声 ENL 与原图 ENL 越接近, 说明滤波得到的噪声越是接近“真实”的噪声, 即该去噪算法结构保持能力越好^[8]。

(3)主观质量评价 经过不同滤波器滤波后, 用原图与结果图相比得到噪声图, 将该图乘以 100 方便观察。噪声图分布越是均匀, 包含的结构信息越少, 说明去噪的效果越好^[16]。

4.3 实验结果

将 GammaMAP 滤波, CHMT 算法, BLS-GSM 算法, NL-means 算法和 NLM-SSIM 算法分别应用于农田场景 SAR 图像上。得到的结果图、噪声图如图 2 所示, 客观评价参数如表 1 所示。

从表 1 结果可以看出, GammaMAP 滤波, CHMT 算法, NL-means 滤波这 3 种滤波算法得到的 ENL 要明显小于 BLS-GSM 算法和 NLM-SSIM 算法, 说明它们对斑噪声的抑制效果不够强烈, 滤波效果不够理想。观察 BLS-GSM 和 NLM-SSIM 两种算法的结果可以看出, 它们不仅对噪声抑制程度较高, 而且噪声 ENL(N_ENL)这项参数都比较接近原图 ENL, 3.9327 和 4.5637 明显要比 8.7047 和 10.7057 更接近原图 ENL3.0201, 说明它们对结构信息也保持较好。NLM-SSIM 得到的 ENL 略大于 BLS-GSM, 说明它的平滑效果较好, 从图 2(g), 2(i)也可以看出, 而且 NLM-SSIM 的结果图边缘显得更连续。虽然 NLM-SSIM 的噪声 ENL 表现略输于 BLS-GSM, 但是从图 2(j), 2(l)的噪声图来看, BLS-GSM 在边缘细节信息复杂的区域去噪效果与平滑

表 1 几种去噪滤波器在农田场景 SAR 图像上的性能比较

	原图	GammaMAP	CHMT	BLS-GSM	NL-means	NLM-SSIM
ENL	3.0201	9.3042	14.3166	36.8699	10.1219	37.4346
N_ENL	-	8.7047	4.1960	3.9327	10.7057	4.5637

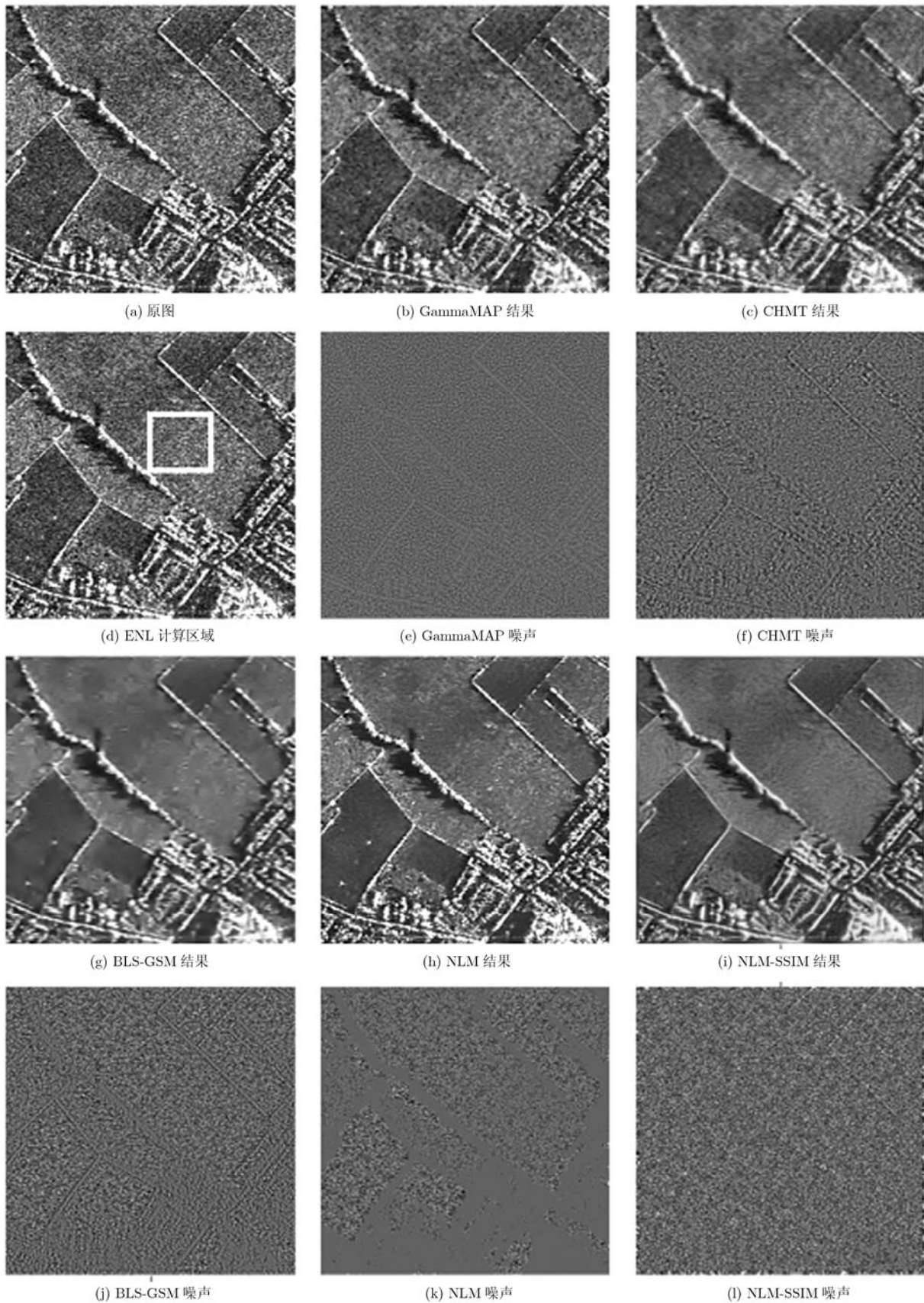


图2 农田场景 SAR 图像去噪结果

区域不同，明显地表现了边缘，包含了结构信息，而 NLM-SSIM 滤波器得到的几乎是完全随机分布

的噪声，只在右上角看得出来少量结构。实验表明 NLM-SSIM 算法在斑噪声抑制和细节结构信息保持

两方面效果都很好。

下面将同样 5 种去噪算法分别应用于内容为桥

梁的 SAR 图像上。得到客观评价参数如表 2 所示，结果图、噪声图列于图 3 中。

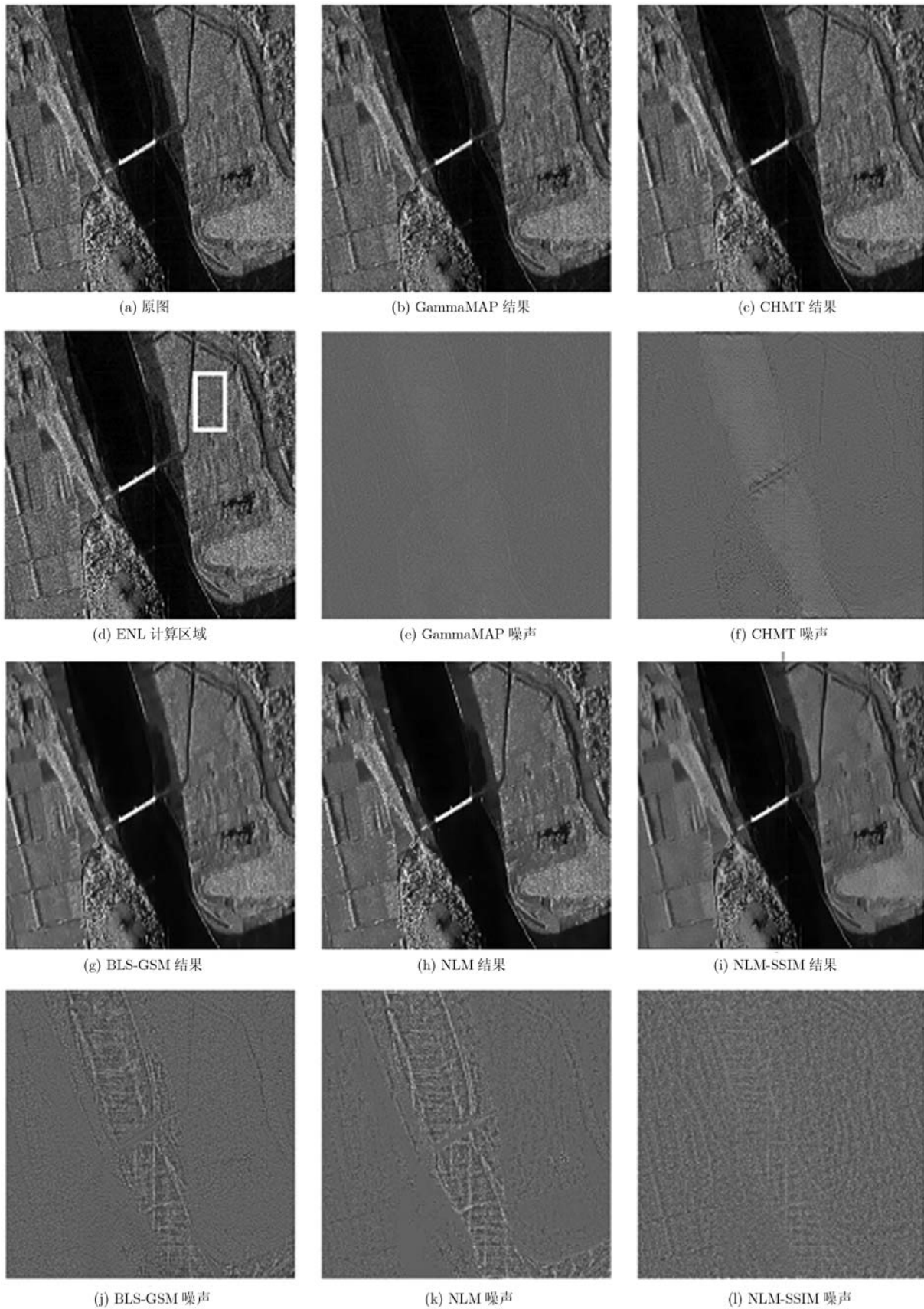


图 3 桥梁场景 SAR 图像去噪结果

表 2 几种去噪滤波器在桥梁场景 SAR 图像上的性能比较

	原图	GammaMAP	CHMT	BLS-GSM	NL-means	NLM-SSIM
ENL	4.3502	14.0782	11.6299	35.1621	20.6501	64.8097
N_ENL	-	11.3759	7.6779	5.0583	7.0991	6.2531

表 2 结果显示, GammaMAP 滤波和 CHMT 算法得到的 ENL 较小, 平滑效果不够强。而 NLM-SSIM 的 ENL64.8097 要明显大于 BLS-GSM 的 ENL35.1621 和 NL-means 的 ENL20.6501, 说明它抑制斑噪声的效果最好, 且从图 3(i)中也可以看出 NLM-SSIM 平滑的视觉效果很好。NLM-SSIM 的噪声 ENL6.2531 是所有 5 种算法中第 2 接近原图 ENL4.3502 的, 只比 BLS-GSM 的 5.0583 略大。观察图 3(e), 3(f), 3(j), 3(k), 3(l)的所有噪声图可以看出, 图 3(l)NLM-SSIM 的噪声图最为均匀, 而其它噪声图显示它们在河流区域滤出的噪声明显多于陆地区域。BLS-GSM 算法得到的噪声 ENL 虽然与原图 ENL 最为接近, 但是它得到的噪声图也保留了明显的结构信息, 如图像右上部的道路和中间的桥梁, 而 NLM-SSIM 算法得到的噪声图没有突出这些结构, 说明它是均匀地去除全图噪声, 再次说明了 NLM-SSIM 算法在有效抑制斑噪声的同时有很强的保持细节结构信息的能力。

5 结论

本文提出了一种改进的非局部均值 SAR 图像斑噪声抑制方法。相比于经典的非局部均值滤波算法, 引入结构相似性指数 SSIM 这一常用图像质量客观评价参数到小块相似性度量中, 使新的去噪算法能尽量保护原图像的结构信息, 使滤出的噪声更接近于理想的随机分布的噪声。实验验证, 相比于 GammaMAP 滤波、CHMT 去噪算法、BLS-GSM 去噪算法和经典的 NL-means 滤波算法, NLM-SSIM 滤波器在保持非局部均值方法去除噪声有效性的同时, 结构信息保持能力上有显著提高。

参考文献

- [1] Gagnon L and Jouan A. Speckle filtering of SAR images — a comparative study between complex-wavelet-based and standard filters[C]. Proc. SPIE, 1997, 3169: 80-91.
- [2] Lee J S. Refined filtering of image noise using local statistics[J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1981, 15(4): 380-389.
- [3] Lopes A, et al. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(6): 992-1000.
- [4] Guo H, et al. Speckle reduction via wavelet shrinkage with application to synthetic-aperture-radar-based automatic target detection/reduction (ATD/R)[R]. Technical Report CML TR94-02, Houston: CML, Rice University, 1994: 333.
- [5] Chen G and Liu X. Contourlet-based despeckling for SAR image using hidden Markov tree and Gaussian Markov models[C]. 1st Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar, Huangshan, 2007: 784-787.
- [6] Yu Y and Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(11): 1260-1269.
- [7] Gleich D and Datcu M. Wavelet-based despeckling of SAR images using Gauss Markov random fields[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(12): 4127-4143.
- [8] Molina D E, et al. Gibbs Random field models for model-based despeckling of SAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(1): 73-77.
- [9] Ma N, et al. SAR image despeckling using directionlet transform and Gaussian scale mixtures model[C]. International Conference on Future Computer and Communication (ICFCC), Wuhan, 2010: V2-636-V2-640.
- [10] Buades A, et al. A non-local algorithm for image denoising[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, 2005, Vol.2: 60-65.
- [11] Buades A, et al. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. *Multiscale Modeling and Simulation*, 2006, 4(2): 490-530.
- [12] 孙伟峰, 彭玉华. 一种改进的非局部平均去噪方法[J]. *电子学报*, 2010, 38(4): 923-928.
Sun Wei-feng and Peng Yu-hua. An improved non-local means de-noising approach[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(4): 923-928.
- [13] Parrilli S, et al. A nonlocal approach for SAR image denoising[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Honolulu, 2010: 726-729.
- [14] Zhang W G and Zhang Q. SAR image despeckling combining target detection with improved nonlocal means[J]. *Electronics Letters*, 2011, 47(12): 724-725.
- [15] Wang Z, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [16] Hebar M, et al. Autobiomial model for SAR image despeckling and information extraction[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(8): 2818-2835.

易子麟: 男, 1988 年生, 硕士生, 研究方向为 SAR 图像去噪与质量评价。
尹东: 男, 1965 年生, 副教授, 研究方向为智能信息处理、图像处理。
胡安洲: 男, 1987 年生, 博士生, 研究方向为模式识别、自然图像与 SAR 图像质量评价。
张荣: 女, 1968 年生, 副教授, 研究方向为数字图像处理、超光谱图像压缩以及图像质量评估。