

基于非局部均值滤波的结构保持相干斑 噪声抑制方法

杨学志 沈晶 范良欢

(合肥工业大学计算机与信息学院,合肥 230009)

摘要 提出了一种基于非局部均值滤波的合成孔径雷达(SAR)图像相干斑噪声抑制新方法。与传统方法相比,该方法通过利用 SAR 图像块之间的相似性来辨别具有相同结构属性的像素,从而实现在抑制相干斑噪声的同时有效减少图像结构信息的损失。针对 SAR 图像中各种结构基元相似性的特点,进一步采用两级非局部均值滤波,来削弱相干斑噪声对结构相似性度量的影响,提高去噪性能。通过采用添加不同程度相干斑噪声的合成 SAR 图像和真实 SAR 图像对提出的方法进行评价,实验结果表明,与传统的 Lee 滤波方法,增强的 Lee 滤波方法以及各向异性扩散相干斑抑制方法相比,提出的方法在相干斑噪声抑制尤其是结构信息保持性能上有显著提高。

关键词 合成孔径雷达 相干斑噪声抑制 结构保持滤波 非局部均值滤波

中图法分类号: 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)12-2443-08

Structure-Preserving Speckle Reduction of Using Nonlocal Means Filter

YANG Xue-zhi, SHEN Jing, FAN Liang-huan

(Computer and Information Faculty, Hefei University of Technology, Hefei 230009)

Abstract This paper proposes a nonlocal means filter-based speckle reduction algorithm for synthetic aperture radar (SAR) images. In contrast to traditional methods, the proposed method is capable of discerning pixels of same structural features by exploiting similarity between image patches, leading to efficient reduction of structural information in despeckling. In terms of characteristics of similarity of various structural primitives, a two-stage nonlocal means filtering is used for alleviating the impact of noise on structural similarity measures, and hence improve the despeckling performance. The proposed method has been evaluated on simulated SAR images with varying levels of speckle noise and a real SAR image. Compared to the traditional Lee filter, enhanced Lee filter and the speckle reducing anisotropic diffusion (SRAD), the proposed method substantially improves the despeckling performance especially on the preservation of structure information.

Keywords synthetic aperture radar, speckle noise reduction, structure-preserving filtering, nonlocal means filtering

1 引言

相干斑是合成孔径雷达(SAR)干涉成像过程中形成的一种固有的乘性噪声。相干斑噪声的存在严重影响了 SAR 图像的人工目视判读和计算机自动

解译,因而消除相干斑噪声一直是 SAR 图像处理的一个关键环节,其主要目标包括^[1-2]:

- 消除均匀平坦区域中的相干斑噪声;
- 恢复图像的辐射信息;
- 恢复图像中的结构信息,包括边缘和纹理。

在过去的几十年里,人们提出了众多的滤波器

基金项目:国家自然科学基金项目(60672120);安徽省人才开发基金项目(2008Z054)

收稿日期:2008-08-06;**改回日期:**2009-08-10

第一作者简介:杨学志(1970~),男,副教授。2003年于香港大学电机与电子工程系获博士学位。研究方向为图像处理、模式识别及合成孔径雷达图像解译。E-mail: yang_xuezhizhi@gmail.com

来抑制 SAR 图像中的相干斑噪声。经典的 Lee^[3], Kuan^[4], Frost^[5], Gamma MAP^[6] 及增强 Lee 和 Frost^[7] 等滤波器采用图像的局部强度统计特征来衡量区域内像素间的平均相似性。这一特征难以准确辨别边缘与其邻近点之间的差异,导致了滤波结果中边缘信息的模糊。另一类滤波器包括增强的 Lee 滤波器^[8], 各向异性扩散相干斑抑制方法^[9] 及其改进^[10], 以及小波相干斑抑制方法^[11-12]。其共同特点是通过采用单尺度或多尺度梯度特征来增强对图像边缘的辨别,从而在去除噪声的同时保护边缘信息。然而,梯度特征对于图像纹理的描述能力有限,影响了这一类滤波器在纹理上的去噪性能。与之相比,基于模型的滤波器^[11-12] 通过采用 Gaussian Markov random field 来改进对 SAR 图像中纹理信息的恢复,但模型本身在图像结构描述上的局限性降低了其在边缘保持上的性能。

现有相干斑噪声抑制方法存在的一个共性问题是对像素的结构属性(平坦区域、同类型边缘、同类型纹理)的有效判别,导致了去噪过程错误地混合属于不同结构类型的像素,破坏了图像中的结构信息。

本文提出了一个结构保持相干斑噪声抑制方法(structure-preserving speckle reduction, SPSR)。非局部均值滤波^[13-14] 是新近提出的一种具有良好结构保持性能的去噪方法。SPSR 方法将非局部均值滤波机制引入相干斑噪声抑制过程,与现有方法相比其优势主要表现在如下两个方面:

(1) SPSR 方法能够更准确地辨别具有相似结构属性的像素,有助于去噪过程中结构信息的保持。传统的相干斑去噪方法依赖于局部统计特征或者梯度特征来将 SAR 图像粗略分为平坦区域和边缘部分,缺乏对像素相关的结构特征的判别。而 SPSR 方法根据图像的空间上下文约束特性(也即 Markov

特性),采用环绕像素的图像块(称为结构基元)来描述像素的结构属性,并通过结构基元之间的差异获得对像素间结构相似性定量、准确的描述。

(2) SPSR 方法能够提供更加丰富的像素间相关信息,从而提高了相干斑噪声抑制的有效性。现有方法的去噪过程通常局限于像素的邻近区域,其包含的有限样本影响了去噪性能。而 SPSR 方法利用了结构基元在整幅图像中的自相似性(冗余性),能够在全局范围内获得更多与当前像素具有相似结构属性的样本,从而有利于消除噪声带来的不确定性。特别地,一个结构基元在图像中的冗余度越高,相关像素的恢复就越好。由于平坦区域及纹理区域通常是 SAR 图像的主要组成部分,其结构基元的高冗余度使得 SPSR 方法能更好地消除这些区域的噪声。

SPSR 方法的去噪性能主要取决于像素间结构相似性度量的准确性。由于相干斑噪声的影响,在 SAR 图像中获得的结构相似性度量与其真实值之间存在偏差,而这一偏差会随着噪声水平的增大而加剧。针对这一问题,本文进一步采用了一个两级非局部均值滤波,通过削弱噪声对结构相似性度量的影响来提高 SPSR 方法的噪声抑制性能。

2 结构保持相干斑噪声抑制方法

提出的 SPSR 方法如图 1 所示。由于非局部均值滤波是用于消除加性高斯白噪声的,因此在本算法中,首先利用对数变换将乘性的相干斑噪声转化为加性高斯白噪声(AWGN),并估计噪声的统计特性;接着利用非局部均值滤波消除经过变换的相干斑噪声。最后,调整滤波结果中由非线性对数变换导致的平均偏差,然后进行指数变换,恢复 SAR 图像的原始辐射特性。

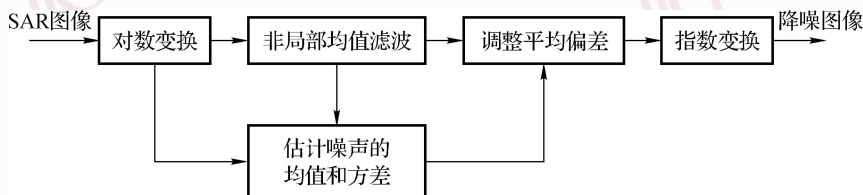


图 1 SPSR 方法的相干斑噪声抑制过程

Fig. 1 Speckle reduction process of the SPSR method

2.1 加性 SAR 图像模型及其统计性质

含有乘性相干斑噪声的 SAR 图像模型可以表示为^[15]

$$I = XS \quad (1)$$

式中, I 表示 SAR 图像的强度值, X 为后向散射系数, S 是相干斑噪声。假设 SAR 图像为 L 视的平均,

则 S 的概率分布是均值为 1, 方差为 $1/L$ 的 Gamma 函数。

对式(1)进行对数变换,得到:

$$\ln(I) = \ln(X) + \ln(S) \quad (2)$$

从而将乘性模型转换为加性模型。经过对数变换的相干斑噪声的均值和方差如式(2)所示^[15]:

$$\mu = E(\ln(S)) = \Psi(L) - \ln(L) \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \text{var}(\ln(S)) = \Psi(1, L) \quad (4)$$

式中, $\psi(L)$ 表示 Digamma 函数, $\psi(1, L)$ 表示一阶 Polygamma 函数。当 L 为整数时, 式(3)和式(4)可以简化为

$$\mu = \sum_{k=1}^{L-1} \frac{1}{k} + \Psi(1) - \ln(L), \Psi(1) = -R \quad (5)$$

$$\sigma^2 = \Psi(1, 1) - \sum_{k=1}^{L-1} \frac{1}{k^2}, \Psi(1, 1) = \frac{\pi^2}{6} \quad (6)$$

式中, R 是 Euler 常数, 值为 0.577 215。

研究工作表明^[11], 随着视数 L 的增加, 经过对数变换的相干斑噪声的概率密度分布近似于高斯分布。因此, 基于式(2)的加性 SAR 图像模型, 相干斑噪声可以进一步转化为等效的加性高斯白噪声(AWGN):

$$y = x + n \quad (7)$$

式中, $y = \ln(I)$, $x = \ln(X) + E(\ln(S))$, $n = \ln(S) - E(\ln(S))$, 为高斯白噪声。

2.2 非局部均值(NL-means)滤波

非局部均值滤波^[13-14]是由 Buades 等人近期提出的一种去除图像加性噪声的新方法。其原理是通过利用图像中结构模式的自相似性来恢复原始图像。相比其他滤波方法, 如双边滤波, 各向异性扩散滤波及小波滤波, 非局部均值滤波具有更加优异的降噪性能。

根据式(7)所示的加性噪声模型, 令 $y(i)$ 表示图像的第 i 个像素的值, 其非局部均值滤波结果 $x^*(i)$ 可以表示为噪声图像 Y 中所有像素的加权平均:

$$x^*(i) = \sum_{j \in \mathcal{Y}} w(i, j) y(j) \quad (8)$$

式中, 权值 $w(i, j)$ 表示像素 i 和 j 之间的相似性, 通过下式计算:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|y(N_i) - y(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}} \quad (9)$$

式中, $Z(i) = \sum_{j \in \mathcal{Y}} e^{-\frac{\|y(N_i) - y(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}}$ 表示归一化因子。 N_i 表示以像素 i 为中心的一个图像块, $y(N_i)$ 为图

像块 N_i 中像素的矢量表示。 $\|\cdot\|_{2,a}$ 表示欧氏距离, 并由标准差为 a 的高斯核进行加权。 h 是一个控制滤波平滑程度的参数。

基于非局部均值滤波的结果, SPSR 方法对 SAR 图像的后向散射系数 X 的去噪恢复结果如下:

$$X^* = \exp(x^* - E(\ln(S))) \quad (10)$$

2.3 SPSR 方法的实现细节

非局部均值滤波在整幅图像中寻找具有相似的邻近图像块的像素, 这无疑导致了巨大的计算量, 目前已提出的快速算法^[14,16]尚未能有效地解决这个问题。为此, 本文采用了以像素为中心的 21×21 窗口作为搜索范围, 既能利用结构基元的冗余性, 也大幅度减少了计算量。结构基元对应的图像块选取为 7×7 , 这一尺寸已能够描述图像的纹理特性^[14]。

为了促进对边缘的保护, 图像块间的欧氏距离采用一个高斯核函数进行加权。然而, 这一加权函数增加了非局部均值滤波的复杂度, 使得滤波结果依赖于结构基元尺寸的选择。为使问题得到简化并减少运算量, SPSR 方法省略了这一高斯加权过程。

平滑参数 h 的选择对 SPSR 方法的性能有直接影响。假如 h 过小, 难以有效抑制相干斑噪声。反之, 如果 h 过大, 则 SPSR 接近传统的高斯滤波, 会导致过平滑。在本文中, 采用 Coupe 等人提出的方法^[15], 即根据噪声水平来确定平滑参数: $h = 2k\sigma^2$, 其中, k 为一个常数, σ^2 为噪声方差。对于 SAR 图像即经过对数变换后的相干斑噪声的方差, 可以由式(6)计算得出。式(6)中视数 L 在事先未知的情况下, 可以采用文献[17]中的方法进行估计。通过对一系列具有不同噪声水平的合成 SAR 图像和真实 SAR 图像的测试, h 在 $0.4\sigma^2 \sim 0.6\sigma^2$ 这一范围内相比其他取值有更好的去噪结果。

3 SAR 图像中结构基元相似性的度量

3.1 相干斑噪声对相似性度量的影响

SPSR 方法依赖于对结构基元间相似性的准确度量。如式(9)所示, SPSR 方法采用了结构基元间的欧氏距离来度量其相似性, 其有效性已在非局部均值滤波的研究中得到验证^[14]。然而, 由于相似性度量是基于噪声图像的, 其准确性不可避免地受到噪声的干扰。

假定式(7)中的高斯噪声是独立同分布, 在无噪声图像 x 和噪声图像 y 中基于欧氏距离的相似性度

量有如下关系:

$$E\|y(N_i) - y(N_j)\|^2 = \|x(N_i) - x(N_j)\|^2 + 2\sigma^2 \quad (11)$$

式(11)表明了噪声图像中获得的相似性度量与真实值的一致性取决于真实相似性度量相对图像噪声方差的大小。在 SAR 图像中,相干斑噪声对于相似性度量的影响可以通过下面的例子来表明。

图 2 为一幅 512×512 的 Lena 图像。为清楚地展示细节,其中帽沿部分放大显示图如图 3(a)所示,图 3(b)为添加视数 5 的相干斑噪声后的图像。在无噪声图像图 3(a)中进行相似性度量后,图 3(c)显示了 SPSR 方法的滤波结果。这一结果表明,在没有

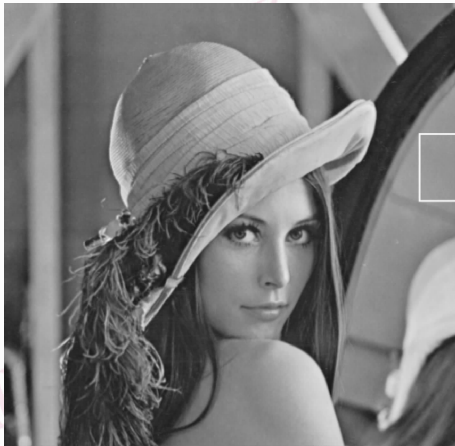


图 2 Lena 图像

Fig. 2 The Lena image



图 3 相似性度量的准确性对 SPSR 去噪性能的影响

Fig. 3 The impact on despeckling performance of the SPSR method due to the accuracy of similarity measures

噪声干扰的情况下,对像素间结构相似性的准确度量可使 SPSR 方法获得优异的去噪性能,甚至能恢复出人眼不易辨别的细节。然而实际情况是相似性度量只能基于图 3(b)的噪声图像,其相应的 SPSR 滤波结果如图 3(d)所示。对比图 3(c)可见,由于相似性度量受到噪声干扰,SPSR 方法的去噪性能在细节部分及平坦区域有明显下降。

目前的非局部滤波研究忽略了噪声对相似性度量的影响问题,这是因为一般情况下图像中的加性噪声水平较低,干扰较小。然而 SAR 图像往往具有较强的相干斑噪声,减轻噪声对相似性度量的影响对于提高 SPSR 方法在相干斑噪声抑制上的性能有着重要作用。为此,提出了一个基于两级非局部均值滤波的 SPSR 方法。

3.2 基于两级非局部均值滤波的 SPSR 方法

该方法的流程如图 4 所示。第 1 级非局部均值滤波将 SAR 图像进行如下滤波变换:

$$u(i) = \sum_{j \in Y} w_1(i, j) y(j) \quad (12)$$

式中, $w_1(i, j) = \frac{1}{Z_1(i)} e^{-\frac{\|y(N_i) - y(N_j)\|^2}{h_1^2}}$, $Z_1(i)$ 为归一化因子。然后在滤波结果上进行如下相似性度量:

$$w_2(i, j) = \frac{1}{Z_2(i)} e^{-\frac{\|u(N_i) - u(N_j)\|^2}{h_2^2}} \quad (13)$$

并传递给第 2 级非局部均值滤波,获得最终的去噪结果如下:

$$x^*(i) = \sum_{j \in Y} w_2(i, j) y(j) \quad (14)$$

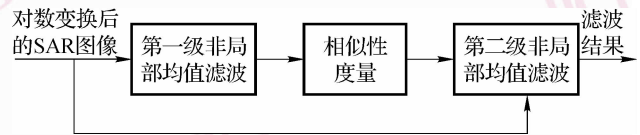


图 4 基于两级非局部均值滤波的 SPSR 方法

Fig. 4 The SPSR method based on two-stage NL-means filtering

第 1 级非局部均值滤波的目的是提高相似性度量的准确性。为此,在减少相干斑噪声的同时应避免滤波过程对图像的结构相似性的破坏,这进一步归结为平滑参数 h_1 的选取问题。通过研究 SAR 图像各结构成分相似性度量上的特点,可以发现:在平坦区域及强度变化较弱的纹理及边缘部分,结构单元间的欧氏距离较小,因而易受噪声干扰。而在强

度变化显著的纹理及边缘部分,结构基元间的欧氏距离往往远大于噪声方差,相似性度量受到的影响可以忽略。

因此,根据噪声水平为平滑参数 h_1 选取一个较小值,为 $0.1\sigma^2$ 。这样,第 1 级非局部均值滤波主要作用于平坦区域及强度变化较弱的纹理及边缘部分,通过降低噪声水平来提高相似性度量的准确性。而强度变化显著的纹理及边缘部分基本不受滤波影响,使得这些部分包含的丰富结构信息不被破坏。

4 方法的实验评价与分析

4.1 实验设置

将提出的基于原始 SAR 图像相似性度量的 SPSR 方法(NS-SPSR)、基于两级非局部均值滤波的 SPSR 方法(TSNLM-SPSR),分别和经典的 Lee 滤波^[3]、增强的 Lee 滤波方法^[7]以及 SRAD 方法^[9]进行比较。

对于 Lee 滤波和增强的 Lee 滤波,其窗口尺寸均选取为典型的 7×7 。对于 SRAD 算法,步进尺寸和迭代次数分别选为 0.05 和 200。

4.2 评价准则

选用 S/MSE, ENL 和 DSL 3 个准则来评价各方法的相干斑噪声抑制性能。其中,S/MSE 准则用于评价去噪的整体性能,而 ENL 和 DSL 分别用于评价在平坦区域去噪和结构保持方面的性能。

信号-均方差比(S/MSE)定义如下:

$$S/MSE(dB) = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N f_i^2}{\sum_{i=1}^N (f_i - u_i)^2} \quad (15)$$

式中, N 表示图像的像素总数, f_i 和 u_i 分别表示无

噪声图像和去噪图像的像素值。

等效视数(ENL)的定义如下:

$$ENL = \frac{m_R^2}{v_R} \quad (16)$$

式中, m_R 和 v_R 分别表示一个平坦区域内的强度均值和方差。

DSL(相干斑噪声抑制的结构损失)定义如下:

$$DSL = \frac{\Psi(f - \bar{f}, r - \bar{r})}{\sqrt{\Psi(f - \bar{f}, f - \bar{f}) \Psi(r - \bar{r}, r - \bar{r})}} \quad (17)$$

式中,

$$\Psi(f, r) = \sum_{i \in E} f_i \cdot r_i \quad (18)$$

式中, E 表示无噪声图像 f 的边缘图,可以通过 Canny 边缘检测算子计算得到。 r 代表去噪图像与原图像的比值图像。DSL 的取值范围为 0 到 1。当比值图像完全包含噪声时,表明去噪过程没有损失原图像中的结构信息,此时的 DSL 为 0。当比值图像包含越来越多的结构信息时,表明去噪过程对原图像中结构信息的破坏越多,相应的 DSL 值越大。

4.3 实验结果

4.3.1 模拟的 SAR 图像

第 1 个实验针对图 2(a) 所示的 512×512 标准 Lena 图像,通过添加视数分别为 1, 5 和 10 的相干斑噪声,合成 3 幅具有不同噪声水平的模拟 SAR 图像。分别采用 Lee 滤波方法,增强的 Lee 滤波方法,SRAD 方法和提出的 NS-SPSR 和 TSNLM-SPSR 对该组图像进行降噪。根据 S/MSE, ENL 和 DSL 3 种评价准则,各方法的降噪性能如表 1 所示。其中,ENL 是基于图 2(a) 中白色框所示的均匀区域计算得出。

表 1 几种去噪方法在添加不同水平噪声的 Lena 图像上的性能比较

Tab. 1 Performance Comparison of several despeckling method for the Lena image speckled with various levels of noise

视数	$L = 1$			$L = 5$			$L = 10$		
	S/MSE	ENL	DSL	S/MSE	ENL	DSL	S/MSE	ENL	DSL
噪声图像	3.96	1	0.000	8.38	5	0.000	10.78	10	0.000
Lee 滤波	7.40	5	0.037	14.31	23	0.149	18.20	68	0.126
增强的 Lee 滤波	12.35	101	0.038	19.39	336	0.090	21.38	221	0.108
SRAD	12.48	127	0.034	19.92	414	0.074	22.19	241	0.081
NS-SPSR	15.70	134	0.019	20.71	653	0.032	22.88	446	0.028
TSNLM-SPSR	16.39	313	0.006	21.37	1 235	0.013	23.33	528	0.016

从表 1 所列结果可以看出,在 3 种噪声水平上,NS-SPSR 方法无论是在整体去噪性能(S/MSE)还是在平坦区域的去噪效果上(ENL)均优于 Lee 滤波方法、增强的 Lee 滤波方法和 SRAD 方法。相比 SRAD 方法,NS-SPSR 方法的 DSL 值平均下降了 55.4%,显示出 NS-SPSR 方法在图像结构信息保持上具有明显的优势。

通过采用两级非局部均值滤波,SPSR 方法的去噪性能得以进一步提高。随着视数的减小(噪声水平的增加),TSNLM-SPSR 相对于 NS-SPSR 在各项指标上的提高程度也越来越大。当视数为 1 时,TSNLM-SPSR 在 S/MSE 、ENL 分别获得了平均 3.1% 和 80% 的提升,而在结构损失指标 DSL 上平均下降了 56.8%。这一结果表明提出的 TSNLM-SPSR 方法有效地减轻了相干斑噪声对结构相似性度量的干扰。

图 5 给出了几种滤波方法对含有视数 5 相干斑

噪声的图 3(b)的去噪结果。从该图可以看出, Lee 滤波方法(图 5(a)),增强的 Lee 滤波方法(图 5(b))和 SRAD 方法(图 5(c))尽管能不同程度地去除相干斑噪声,但却模糊了图像中的边缘尤其是纹理。而通过采用 NS-SPSR 方法(图 5(d)),这些结构信息在去噪结果中明显得以更好地保持。与其相比,在 TSNLM-SPSR 方法的滤波结果中(图 5(e)),可以观察到在结构信息保持和平坦区域去噪上的进一步提高。图 5(f)~5(j)分别显示了各滤波结果和噪声图像的比值图像。Lee 滤波方法(图 5(f)),增强的 Lee 滤波方法(图 5(g))和 SRAD 方法(图 5(h))的比值图像中可以观察到明显的边缘及纹理,表明滤波过程损失了较多的结构信息。而这一损失在 NS-SPSR 方法(图 5(i))和 TSNLM-SPSR 方法(图 5(j))则大幅减少,尤其是后者,几乎难以辨别结构信息的残留。

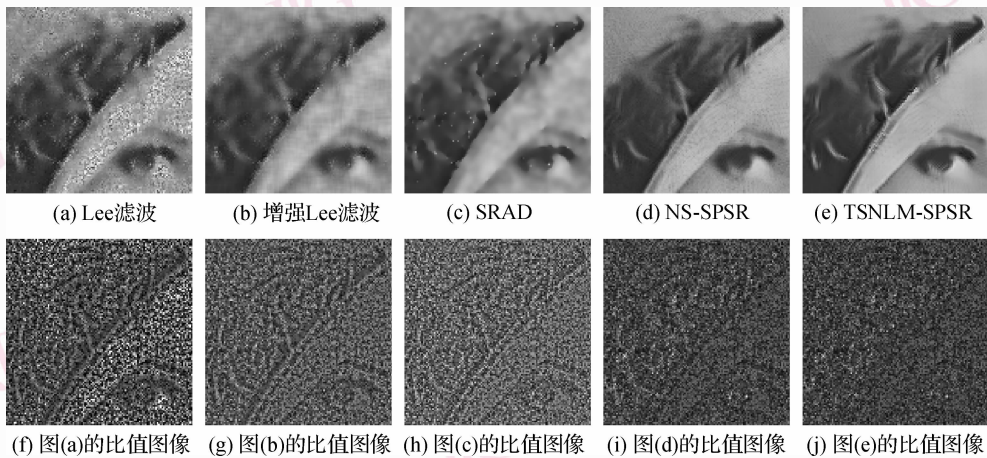


图 5 模拟 SAR 图像(图 3(b))的去噪结果

Fig. 5 Despeckling results of the simulated SAR image (Fig. 3(b))

4.3.2 真实 SAR 图像

将提出的 SPSR 方法用于真实 SAR 图像的相干斑噪声抑制。图 6(a)所示的是 Radarsat-2 在 VV 模式下,分辨率为 3 m 的情况下拍摄到的加拿大渥太华地区的 SAR 图像,拍摄时间为 2008 年 2 月 10 日。图 6(b)和图 6(c)分别给出了 SRAD 方法,NS-SPSR 方法及 TSNLM-SPSR 方法的滤波去噪结果。因 SRAD 方法的性能优于 Lee 滤波方法和增强 Lee 滤波方法,这里不再演示后两种方法的去噪结果。

如图 6(b)所示,SRAD 方法可以恢复变化较为

显著的边缘,但纹理仍难以得到较好保留。相比较可以看出,NS-SPSR 方法(图 6(c))及 TSNLM-SPSR 方法(图 6(d))在平坦区域去噪及细小纹理恢复上表现出较大的优势。这可以从图 6(a)中白色框区域的放大图(图 6(e))中看得更加清楚。在图 6(e)中,肉眼可以辨别出一个重复纹理模式。这一纹理在 SRAD 方法的滤波结果(图 6(f))中被完全平滑了,而 NS-SPSR 方法(图 6(g))有效地保护了这一纹理模式,采用 TSNLM-SPSR 方法(图 6(h))则恢复得更加清楚。

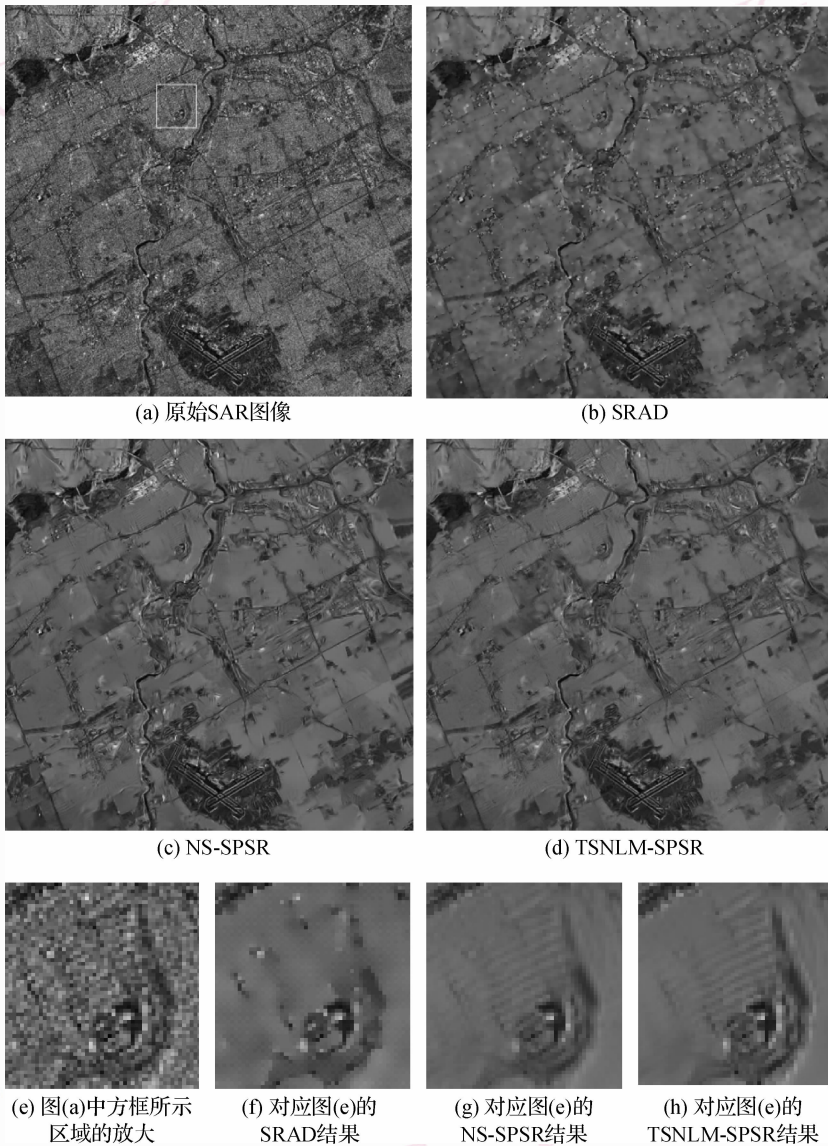


图 6 真实 SAR 图像的去噪结果

Fig. 6 Despeckling results of areal SAR image

5 结 论

提出了一个基于非局部均值滤波的结构保持相干斑噪声抑制 (SPSR) 方法。相比现有方法,SPSR 方法的独特优势在于其通过 SAR 图像中图像块间的相似性来准确辨别具有相同结构属性的像素。因而,一方面 SPSR 方法能够避免去噪过程中错误地来自不同结构元素的像素,保护了结构信息;另一方面可以在更大的范围内获得更多同类像素的样本,有利于更好地抑制噪声。在 SAR 图像中,尤其是噪声较重的情况下,结构相似性的度量受到噪声的干

扰,进而影响 SPSR 方法的去噪性能。通过采用两级非局部均值滤波,可以削弱噪声的干扰,提高相似性度量的准确性。SPSR 方法的有效性已在具有不同程度噪声的模拟 SAR 图像和真实 SAR 图像的去噪实验中得到验证。相比经典的 Lee 滤波方法,增强的 Lee 滤波方法和近年来出现的 SRAD 方法,SPSR 方法对去噪性能尤其是结构信息保持上有显著提高。

参考文献 (References)

1 Xie H, Pierce L E, Ulaby F T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and markov random field modeling[J]. IEEE Transactions

- on Geoscience Remote Sensing, 2002, **40**(10):2196-2211.
- 2 Dong Y, Milne A K, Forster B C. Toward edge sharpening: A SAR speckle filtering algorithm [J]. IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing, 2001, **39**(4): 851-863.
 - 3 Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, **2**(2): 165-168.
 - 4 Kuan D T, Sawchuk A, Strand T, *et al.* Adaptive restoration of images with speckle [J]. IEEE Transaction ASSP, 1987, **35**(3): 373-383.
 - 5 Frost V S, Stiles J A, Shanmugan K S, *et al.* A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1982, **4**(2):157-166.
 - 6 Lopes A, Nezry E, Touzi R, *et al.* Maximum a posteriori speckle filtering and first order texture models in SAR images [A]. In: Proceedings of the 10th Annual International Symposium on Geoscience and Remote Sensing [C], New York, USA, 1990: 2409-2412.
 - 7 Lopes A, Touzi R, Nezry E. Adaptive speckle filters and Scene heterogeneity [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, **28**(6), 992-1000.
 - 8 Lee J S. Refined filtering of image noise using local statistics [J]. Computer Graphic and Image Processing, 1981, **15**(2): 380-389.
 - 9 Yu Y, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, **11**(11):1260-1270.
 - 10 Krissian K, Westin C F, Kikinis R, *et al.* Oriented speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, **16**(5): 1412-1424.
 - 11 Walessa M, Datcu M. Model-based despeckling and information extraction from SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, **38**(6): 2258-2269.
 - 12 Li H, Hong W, Wu Y, *et al.* Texture-preserving despeckling of SAR images using evidence framework [J]. IEEE Geoscience and Remote Letters, 2007, **4**(4): 537-541.
 - 13 Buades A, Coll B, Morel J M. Image denoising by non-local averaging [A]. In: Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C], Philadelphia, PA, USA, 2005, **2**: 25-28.
 - 14 Coll A B, Morel J M. Review of image Buades denoising algorithm, with a new one [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, **4**(2): 490-530.
 - 15 Xie H, Leland E P, Ulaby F T. Statistical properties of logarithmically transformed speckle [J]. IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing, 2002, **40**(3): 721-727.
 - 16 Coupe P, Yger P, Prima S, *et al.* An optimized blockwise non local means denoising filter for 3D magnetic resonance images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, **27**(4): 425-441.
 - 17 Mastriani M, Giraldez A E. Enhanced directional smoothing algorithm for edge-preserving smoothing of synthetic aperture radar images [J]. Journal of Measurement Science Review, 2004, **4**(3):1-11.