

文章编号 1005-0388(2013)03-0448-07

基于形态学成分分析的合成孔径雷达图像去噪

王 灿 苏卫民 顾 红 邵 华

(南京理工大学电光学院, 江苏 南京 210094)

摘 要 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像的相干斑抑制一直是 SAR 图像预处理的重要环节. 针对利用小波阈值去噪方法进行相干斑抑制时存在细节丢失的问题, 提出一种基于形态学成分分析(Morphological Component Analysis, MCA)和超完备字典稀疏表示的相干斑抑制方法. 该方法使用 MCA 将图像的平滑部分、纹理部分和边缘部分进行分离, 在变换域空间包含脊小波(curvelet)的超完备字典将平滑部分、纹理部分和边缘部分分别进行稀疏表示, 相干斑抑制, 进行 SAR 图像的恢复. 利用实测 SAR 图像进行试验, 并与 Lee 滤波、小波阈值等已有方法进行了比较, 实验结果表明: 本文算法在抑制相干斑的同时更好的保留了有用的细节信息.

关键词 SAR 图像; 相干斑; 形态学成分分析; 脊小波

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

SAR image despeckling based on morphological component analysis

WANG Can SU Weimin GU Hong SHAO Hua

(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China)

Abstract SAR image despeckling is a prerequisite for many SAR image processing tasks. In view of the problem of detail lost when using wavelet thresholding algorithm to despeckling, we present a despeckling algorithm based on morphological component analysis (MCA) and over-complete dictionary sparse representation. In this method, using the MCA theory, we separate the SAR image into piecewise smooth component, texture component and edge component. In the transform domain space, piecewise smooth component, texture component and edge component are respectively sparsely represented and despeckling by over-complete dictionary including curvelet, and then SAR image is recovered out. Real SAR image is used for experiment and we compare our method with Lee filter method, wavelet threshold method and other existing methods. Experimental results show that our algorithm has better despeckling ability and keep more useful detail information of the SAR image.

收稿日期: 2012-07-31

资助项目: 部基金(9140A13030211BQ02); 教育部博士点基金(20113219110018); 南京理工大学研究基金(2010ZDJH05, 2011ZDJH13)和江苏省创新计划(CXLX11_0252)资助课题

联系人: 王灿 E-mail: 08wangcan@163.com

Key words SAR image; speckle; morphological component analysis (MCA); curvelet

引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 虽然具有全天候全天时成像、高分辨和穿透性强等诸多优点,但是在 SAR 成像过程中,分辨单元的幅度受随机相位的影响产生类似于噪声的相干斑,相干斑严重影响了 SAR 图像的质量^[1],使得人们对图像目标的探测、分析和解译能力降低。所以,相干斑抑制是 SAR 图像处理的一个重要环节,引起了大家的广泛关注。

在过去的十几年里,很多相干斑抑制的方法被提出。传统的方法分为两类:多视处理和空域滤波处理。多视处理方法简单,但却牺牲了空间的分辨率。滤波处理方法根据像素周围局部统计特性进行自适应空域滤波,能取得比较好的相干斑抑制效果,但是处理结果严重依赖滤波器的类型、方向和大小,因此很难较好的保留纹理和边缘信息。

近几年,随着多分辨分析滤波技术的发展,基于小波变换理论的阈值去噪方法在 SAR 图像相干斑抑制中得到应用^[2-4]。这些抑制方法相对传统空域方法,能较好的实现区域平滑和纹理保留的折中,但是通用阈值去噪方法没有考虑小波系数之间的相关性,所有小波系数统一被阈值处理,有过扼杀小波系数的倾向,图像细节不能很好的保留。M. S. Crouse 等人提出的基于空间域像素统计模型的去噪方法^[5-8],可以有效抑制 SAR 相干斑,但是对于大面积图像,基于空间域模型的去噪方法受到限制。

2005 年,Donoho 提出的形态学成分分析方法 MCA^[9]通过不同的基对图像稀疏表示可以把图像的分段光滑部分和纹理部分分离出来。MCA 方法主要应用于图像修复和图像分离^[10-11]。在文献[9]中,MCA 首次被用于相干斑抑制,但是因为它只考虑到图像的平滑部分和纹理部分,在抑制噪声的同时图像的边缘没有得到很好的保留。本文基于一个新的超完备字典利用 MCA 思想进行相干斑抑制。首先,把图像分为分段光滑部分,纹理部分,边缘部分;然后,根据 MCA 思想,用一个包含脊小波 (curvelet) 的超完备的字典对图像进行稀疏表示,把图像的分段光滑部分、纹理部分、边缘部分分离出来;最后利用分离出来的部分恢复图像,从而可以有效抑制噪声。同时因为图像的特征信息被稀疏表示分离

出来,这种方法可以很好的保留图像的特征信息。实验结果证明了本文算法的有效性。此外,本文给出了迭代算法中迭代步长 c 的上界,保证了迭代算法的收敛性。

1 SAR 相干斑特性分析

SAR 图像相干斑被认为是一种乘积噪声,有

$$Y(k, l) = F(k, l)X(k, l), \quad (1)$$

式中: $Y \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 表示观测图像强度; $X \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 表示无噪声图像强度; $F \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 表示相干斑噪声强度, k, l 表示第 k 行, l 列。对于 L 视的强度数据, F 的概率密度函数服从均值为 1 方差为 $1/L$ 的伽马分布,即

$$p(F) = \frac{1}{\Gamma(L)} L^L F^{L-1} e^{-LF}, \quad (2)$$

式中 $\Gamma(\cdot)$ 表示伽马函数。对式(1)两边进行取对数变换有

$$\begin{aligned} \tilde{Y} &= \ln(Y) = \ln(F) + \ln(X) \\ &= \tilde{F} + \tilde{X}. \end{aligned} \quad (3)$$

结合式(2)和(3),可得噪声部分 $\tilde{F}$ 的概率密度函数为

$$p(\tilde{F}) = \frac{1}{\Gamma(L)} L^L e^{\tilde{F}L} e^{-Le^{\tilde{F}}}. \quad (4)$$

由式(4)可得 $\tilde{F}$ 的均值和方差分别为:

$$E[\tilde{F}] = \psi(0, L) - \ln(L) \approx \frac{1}{2L}, \quad (5)$$

$$\text{var}(\tilde{F}) = \psi(1, L) \approx \frac{1}{L}, \quad (6)$$

式中 $\psi(k, t) = (d/dt)^{k+1} \ln \Gamma(t)$ 是第 k 阶 polygamma 函数。通过对数变换及式(2)~(6)可知,乘性相干斑噪声抑制问题可以转化为加性高斯噪声抑制问题。

2 基于 MCA 的 SAR 相干斑抑制

2.1 MCA

MCA 的主要思想是假设 SAR 图像非噪声部分 $\tilde{X}$ 包含 M 种信号线性 $\{\tilde{X}_i\}_{i=1,2,\dots,M}$, 在本文中设 M 为 3, 这三个不同的信号线性组合形成了图像 $\tilde{X}$:

$$\tilde{X} = \tilde{X}_p + \tilde{X}_t + \tilde{X}_e, \quad (7)$$

式中 $\tilde{X}_p, \tilde{X}_t, \tilde{X}_e$ 分别代表图像的三种不同类型的部

分,平滑、纹理和边缘.存在一个超完备字典,这个字典包含基的组合 $\{\Phi_p, \Phi_t, \Phi_e\}$, 对于 $\tilde{X}_p, \tilde{X}_t, \tilde{X}_e$ 可以分别通过一组基来稀疏表示:

$$\tilde{X}_p = \alpha_p \Phi_p; \quad (8)$$

$$\tilde{X}_t = \alpha_t \Phi_t; \quad (9)$$

$$\tilde{X}_e = \alpha_e \Phi_e, \quad (10)$$

式中 Φ_p, Φ_t, Φ_e 依次记为可以稀疏表示平滑部分,纹理部分和边缘部分的基.在本文中,选择 Daubechies3 小波表示平滑部分的基 Φ_p , 离散余弦表示纹理部分的基 Φ_t , curvelet 小波表示边缘部分的基 Φ_e , 变换域的系数为 $\alpha_p, \alpha_t, \alpha_e$, 并且这些系数是稀疏的.所以,利用稀疏表示把图像的平滑部分,纹理部分和边缘部分分离就称为(MCA)^[12]

如上所述,估计出 SAR 图像经过 MCA 分离的三部分,就能够得到去噪以后的图像 $\tilde{X}$. 已知含噪图像 $\tilde{Y}$, 为了估计出图像的平滑部分、纹理部分和边缘部分的稀疏表示,需要通过求解下面的变分问题

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_p, \hat{\alpha}_t, \hat{\alpha}_e = \arg \min_{\alpha_p, \alpha_t, \alpha_e} & \lambda \|\alpha_p\|_1 + \lambda \|\alpha_t\|_1 + \lambda \|\alpha_e\|_1 \\ & + \gamma \text{TV}(D_p \alpha_p) + \frac{1}{2} \|\tilde{Y} - \Phi_p \alpha_p \\ & - \Phi_t \alpha_t - \Phi_e \alpha_e\|_2^2, \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\hat{\alpha}_p, \hat{\alpha}_t, \hat{\alpha}_e$ 表示 $\alpha_p, \alpha_t, \alpha_e$ 的最优解; $\|\cdot\|_1$ 表示系数向量的 1 范数; TV 表示图像平滑部分的总方差;正则项中的参数 λ 用于平衡误差和稀疏度.求解变分问题得到图像变换域的系数 $\alpha_p, \alpha_t, \alpha_e$, 然后分别恢复出图像经过 MCA 分离后的平滑部分、纹理部分和边缘部分,从而抑制了噪声,同时得到去噪以后的图像 $\tilde{X}$, 达到了保留图像的有用信息的目的.在收缩去噪算法和文献[7]中的算法中,仅图像的部分信息得到保留.与它们不同,本文算法的最大优势是更好的保留了图像信息.

2.2 迭代收缩算法 SAR 相干斑抑制

式(11)的求解是一个复杂的过程,所幸近几年来,已经出现了很多算法,常用的有连续子空间最优化算法、快速迭代软阈值算法和共轭梯度法^[12-13]. 本文使用的是快速迭代收缩算法中的可分离代理函数法^[14], 这种算法是由 Daubechies 2004 年提出的.为了表示方便,设

$$\Phi = [\Phi_p, \Phi_t, \Phi_e]; \quad (12)$$

$$\alpha = [\alpha_p, \alpha_t, \alpha_e]. \quad (13)$$

暂时忽略 TV 项. 式(11)表示为

$$f(\alpha) = \lambda \|\alpha\|_1 + \frac{1}{2} \|\tilde{Y} - \Phi \alpha\|_2^2. \quad (14)$$

根据 Daubechies 的理论,添加下面一项为

$$\begin{aligned} \text{dist}(\alpha, \alpha_0) = & \frac{c}{2} \|\alpha - \alpha_0\|_2^2 \\ & - \frac{1}{2} \|\Phi \alpha - \Phi \alpha_0\|_2^2, \end{aligned} \quad (15)$$

式中,参数 c 的选择必须保证函数 dist 是严格凸函数,也就是需要它的 Hessian 矩阵是正定的,即

$$cI - \Phi^T \Phi > 0, \quad (16)$$

式中, I 表示单位矩阵, c 必须满足条件

$$c > \|\Phi^T \Phi\|_2 = \lambda_{\max}(\Phi^T \Phi), \quad (17)$$

式中 $\lambda_{\max}(\cdot)$ 表示最大特征值. 结合式(14)和(15),新的目标函数表示为

$$\begin{aligned} \tilde{f}(\alpha, \alpha_0) = & \frac{1}{2} \|\tilde{Y} - \Phi \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \\ & + \frac{c}{2} \|\alpha - \alpha_0\|_2^2 - \frac{1}{2} \|\Phi \alpha - \Phi \alpha_0\|_2^2. \end{aligned} \quad (18)$$

调整式(18), $\|\Phi \alpha\|_2^2$ 将被抵消,式(18)可以重新表示为

$$\begin{aligned} \tilde{f}(\alpha, \alpha_0) = & \text{const} - \alpha^T [\Phi^T (\tilde{Y} - \Phi \alpha_0) + \alpha_0] \\ & + \lambda \|\alpha\|_1 + \frac{c}{2} \|\alpha\|_2^2, \end{aligned} \quad (19)$$

式中 $\text{const} = 1/2 \|\tilde{Y}\|_2^2 + c/2 \|\alpha_0\|_2^2 - 1/2 \|\Phi \alpha_0\|_2^2$ 是原图像 $\tilde{Y}$ 和 α_0 的表达式. 令式(19)中等式的第二部分为

$$v_0 = \frac{1}{c} \Phi^T (\tilde{Y} - \Phi \alpha_0) + \alpha_0, \quad (20)$$

则式(19)再次简化为

$$\begin{aligned} \tilde{f}(\alpha, \alpha_0) = & \text{const} - \alpha^T v_0 + \lambda \|\alpha\|_1 + \frac{c}{2} \|\alpha\|_2^2 \\ = & \text{const} + \lambda \|\alpha\|_1 + \frac{c}{2} \|\alpha - v_0\|_2^2. \end{aligned} \quad (21)$$

至此,式(18)的最优化问题最终简化为酉形式的最优化问题^[15]. 酉形式的最优化问题求解分为两步,首先计算

$$v_0 = \frac{1}{c} \Phi^T (\tilde{Y} - \Phi \alpha_0) + \alpha_0, \quad (22)$$

利用收缩因子限制 v_0 的元素数目从而获得估计值,其中收缩因子为

$$S_{\lambda/c}(v_0) = \begin{cases} 0 & |v_0| \leq \lambda/c \\ v_0 - \text{sign}(v_0) \lambda/c & \text{其它}, \end{cases} \quad (23)$$

收缩因子把比较小的值映射到零,其他的值也向零收缩.最终得到 α 的最优估计值为

$$\begin{aligned}\alpha_{\text{opt}} &= S_{\lambda/c}(\mathbf{v}_0) \\ &= S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi^T(\tilde{\mathbf{Y}} - \Phi\alpha_0) + \alpha_0\right),\end{aligned}\quad (24)$$

所以 α 的迭代公式为

$$\alpha_{i+1} = S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi^T(\tilde{\mathbf{Y}} - \Phi\alpha_i) + \alpha_i\right). \quad (25)$$

把 TV 项考虑进去,分解的迭代公式如下:

$$\begin{aligned}\tilde{\alpha}_p^{k+1} &= S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi_p^T(\tilde{\mathbf{Y}} - \Phi_p\alpha_p^k - \Phi_t\alpha_t^k - \Phi_e\alpha_e^k) + \alpha_p^k\right); \\ \alpha_p^{k+1} &= \Phi_p^T H S_\gamma(H^T \Phi_p \tilde{\alpha}_p^{k+1}); \\ \alpha_t^{k+1} &= S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi_t^T(\tilde{\mathbf{Y}} - \Phi_p\alpha_p^k - \Phi_t\alpha_t^k - \Phi_e\alpha_e^k) + \alpha_t^k\right); \\ \alpha_e^{k+1} &= S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi_e^T(\tilde{\mathbf{Y}} - \Phi_p\alpha_p^k - \Phi_t\alpha_t^k - \Phi_e\alpha_e^k) + \alpha_e^k\right),\end{aligned}\quad (26)$$

式中: $\mathbf{H}$ 是非抽样 Haar 小波字典; S_γ 表示以 γ 为阈值的收缩因子. 与收缩去噪算法类似,利用冗余 Haar 小波收缩因子估计 TV 修正项.

根据上述讨论,基于 MCA 的 SAR 图像相干斑抑制算法的主要处理步骤如下:

1) 设输入图像为原始图像 $\tilde{\mathbf{Y}}$, 设置初始迭代次数为 $k=1$, 设置初始稀疏系数为

$$\alpha_p^0 = 0, \alpha_t^0 = 0, \alpha_e^0 = 0, \quad (27)$$

设置初始图像冗余部分为

$$\mathbf{r}^0 = \tilde{\mathbf{Y}} - \Phi_p\alpha_p^0 - \Phi_t\alpha_t^0 - \Phi_e\alpha_e^0. \quad (28)$$

2) 已知第 $k-1$ 次的稀疏系数估计值 $\alpha_p^{k-1}, \alpha_t^{k-1}, \alpha_e^{k-1}$ 冗余 $\mathbf{r}^{k-1}$, 更新估计 $\alpha_p^k, \alpha_t^k, \alpha_e^k$ 为

$$\begin{aligned}\tilde{\alpha}_p^k &= S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi_p^T(\mathbf{r}^{k-1}) + \alpha_p^{k-1}\right); \\ \alpha_p^k &= \Phi_p^T H S_\gamma(H^T \Phi_p \tilde{\alpha}_p^k); \\ \alpha_t^k &= S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi_t^T(\mathbf{r}^{k-1}) + \alpha_t^{k-1}\right); \\ \alpha_e^k &= S_{\lambda/c}\left(\frac{1}{c}\Phi_e^T(\mathbf{r}^{k-1}) + \alpha_e^{k-1}\right).\end{aligned}\quad (29)$$

3) 更新图像冗余:

$$\mathbf{r}^k = \tilde{\mathbf{Y}} - \Phi_p\alpha_p^k - \Phi_t\alpha_t^k - \Phi_e\alpha_e^k, \quad (30)$$

4) 转到第(2)步,直到满足收敛准则.

5) 最终输出迭代估计稀疏系数为

$$\hat{\alpha}_p = \alpha_p^k, \hat{\alpha}_t = \alpha_t^k, \hat{\alpha}_e = \alpha_e^k, \quad (31)$$

6) 得到去噪后的图像:

$$\tilde{\mathbf{X}} = \Phi_p\hat{\alpha}_p + \Phi_t\hat{\alpha}_t + \Phi_e\hat{\alpha}_e, \mathbf{X} = \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{X}}}. \quad (32)$$

2.3 字典的选择

选择合适的字典是本算法的一个关键. 字典必须能稀疏表示图像的平滑部分、纹理部分和边缘部

分,它依赖于图像的特征. 根据多分辨分析的思想,小波变换的过程是图像的分解过程,把图像分了低频部分和高频部分,而非零系数主要集中在图像的低频部分,也就是图像的平滑部分,所以选择 Daubechies3 小波变换稀疏表示图像的平滑部分.

离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 的基是余弦函数,余弦函数有周期振荡特性,因为纹理也具有周期变化的特点,所以本文利用 DCT 对图像的纹理部分稀疏表示.

Donoho 于 1999 年提出了 Curvelet 变换并且构造了 Curvelet 的紧框架,对于具有光滑奇异性曲线的目标函数,Curvelet 提供了稳定的、高效的和近乎最优的表示. Curvelet 变换的最大特点是各向异性,也就是 Curvelet 是一种具有方向性的基原子,可以对图像多尺度多方向滤波,因此具有更强的表达图像中沿边缘信息的能力,所以本文选择 Curvelet 稀疏表示图像的边缘部分.

2.4 参数 c 的边界讨论

式(17)已经给出 c 的下界,现在分析上界. 理论上, c 可以无穷大,迭代步长为 $1/c$ 任意小. 但是在收缩阈值算法中,如果 $1/c$ 太小, $(1/c)\Phi_p^T(\mathbf{r})$ 达不到阈值,迭代算法失效. 所以, c 必需满足

$$\max((1/c)\Phi_p^T(\mathbf{r})) > S_{\lambda/c}, \quad (33)$$

即

$$\begin{aligned}c &< \frac{1}{S_{\lambda/c}} \max(\Phi_p^T(\mathbf{r})) \\ &< \frac{1}{S_{\lambda/c}} \max(\Phi_p^T \tilde{\mathbf{Y}}),\end{aligned}\quad (34)$$

式中 $\Phi_p^T \tilde{\mathbf{Y}}$ 表示 $\tilde{\mathbf{Y}}$ 到 Daubechies3 小波基的投影.

在迭代算法中,固定的迭代步长引起迭代精度和迭代速度之间的矛盾. 针对这个矛盾,本文选择递增几何序列 $\{c_k\}$, 它能同时提高算法性能和增加算法收敛速度.

2.5 阈值的选择

相干斑抑制过程中,阈值的选择尤为重要,它的选择直接影响到去噪效果. 如果阈值太小,阈值处理后的小波系数中包含过多的噪声分量;如果阈值太大,将会丢失信号的一部分信息. 针对这个矛盾,本文首先给出一个大的初始值 λ/c , 然后在每次迭代时逐次减少 λ/c , 直到减少到最小值,即

$$\min(\lambda/c) = T = \sigma\sqrt{2\ln N}, \quad (35)$$

式中: $T = \sigma\sqrt{2\ln N}$ 是 Donoho 给出的全局阈值的经验公式; σ 为噪声的标准差; N 为图像像素点数.

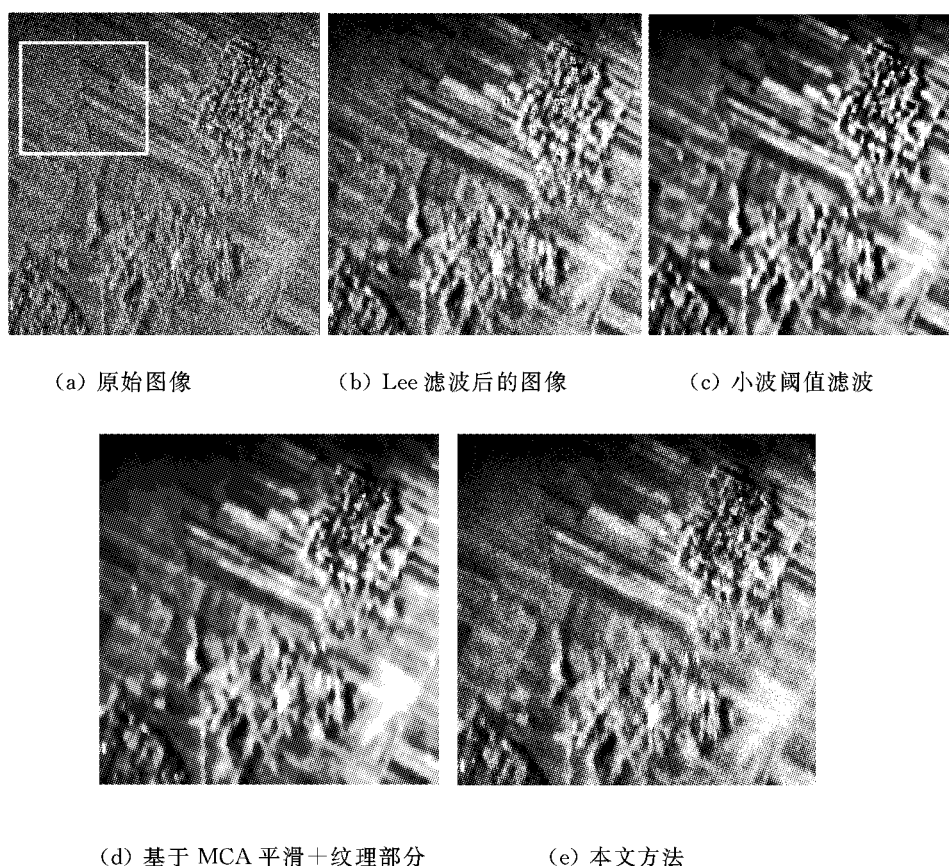


图1 真实 SAR 图像的滤波效果比较

3 原始数据的相干斑抑制实验

在本节,为了验证本文提出相干斑抑制算法的有效性,我们对实测机载条带 SAR 图像进行处理.实验数据采用的是机载雷达 X 波段 SAR 成像的图像数据,图像是单视,大小为 $1\,024 \times 1\,024$ 像素,图像的分辨率为 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$,图像区域包括草地、农田、公路.分别利用 Lee 滤波,小波阈值去噪和基于 MCA 平滑加纹理算法和本文算法对 SAR 图像进行去噪处理.其中 Lee 滤波算法中用到的邻域窗口大小为 5×5 像素,小波域阈值去噪的阈值选择为局部适应阈值.

图1是 SAR 图像经过几种去噪算法后的效果图.图1(a)是原始 SAR 图像,图1(b)~(f)分别给出 Lee、小波域软阈值法、MCA 方法小波加 DCT 和本文算法滤波后的图像.可以看出 Lee 滤波器对噪声起到一定的抑制作用,但是带来图像的分辨率降低.小波域软阈值滤波效果好于 Lee,但因为小波域软阈值法对纹理、边缘像素与噪声像素统一处理,所以不可避免地破坏了一些纹理和边缘结构.文献[7]中的方法较小波域软阈值法保留了图像的纹理信

息,但是部分边缘信息丢失.本文方法利用 curvelet 小波稀疏表示 SAR 图像的边缘部分,提高了图像变换域的稀疏度,因此不仅起到了相干斑抑制的作用,而且很好的保留了图像中的纹理、边缘等有用信息.如图1方框中的局部放大图图2所示,因为原始 SAR 图像中相干斑的存在,图2(a)中微弱的周期信号不容易观测到,利用已有算法对 SAR 图像相干斑抑制后的图像如图2(b)~(d)所示,因为图像的细节丢失,周期信号也丢失,而经过本文算法处理过的 SAR 图像在抑制相干斑的同时,保留了图像的细节信息,微弱的周期信号也可以清楚的观测到,如图2(e)所示.

为了对 SAR 图像去噪效果做出定量评价,本文采用等效视数(Equivalent Number of Look, ENL)指标进行分析.等效视数是衡量一幅图像相干斑噪声相对强度的一种指标.等效视数越大表明图像上的相干斑越弱,可解译性越好.其定义为 $ENL = u_1^2 / \sigma_1^2$,其中 u_1, σ_1 分别表示图像中某一均匀区域的均值和标准差. ENL 的计算区域为图2(a)中白线框选定的 32×32 像素的同质区.为了对提出的相干斑抑制算法的图像的保持度进行评价,本文采用了比值图

像的均值作为客观评价指标. 在理想情况下, 原始图像与抑斑后图像的比值即为斑点噪声图像, 比值图像的均值反映了相干斑抑制算法对原始图像的辐射特性的保持程度, 其理想值为 1.

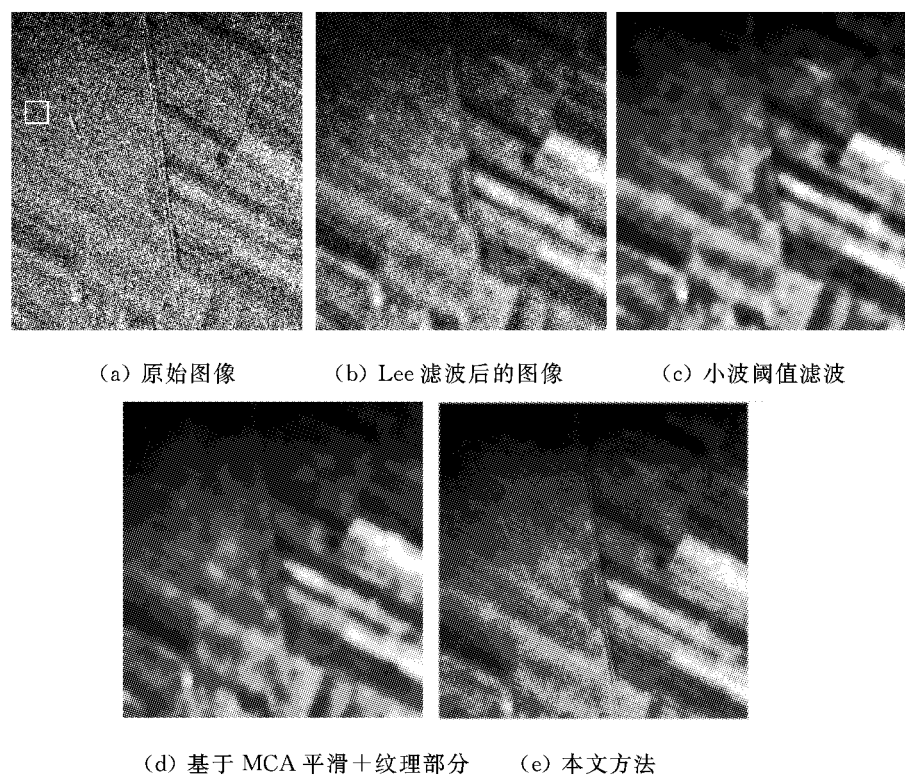


图 2 真实 SAR 图像的滤波效果的放大图

表 1 列出通过不同算法滤波后图像的等效视数和比值图像的均值, 由表 1 可知, 本文方法在等效视数上是最高的, 说明本文方法能有效地抑制同质区域的相干斑, 并且由于我们使用超完备字典对 SAR 图像的有用信息进行了稀疏表示, 所以在图像保持程度上也是最好的.

表 1 不同算法的等效视数和比值图像均值		
	ENL	比值图像均值
Lee 滤波	5.346 4	0.988 0
小波阈值去噪	7.220 8	1.248 5
小波+DCT 去噪	15.744 6	1.124 4
小波+DCT+curvelet 去噪	23.433 7	1.003 9

4 结 论

利用 curvelet 能够对图像边缘信息稀疏表示的特点, 本文提出了一种基于形态学成分分析的 SAR 图像相干斑抑制方法. 该方法根据形态学成分分析把图像分成平滑部分、纹理部分和边缘部分, 然后利用一个超完备字典中的不同基, 通过迭代算法对图

像的平滑部分、纹理部分和边缘部分分别进行稀疏表示, 从而保留了图像的有用信息, 抑制了相干斑. 实验证明: 与小波域等 SAR 图像相干斑抑制方法比较, 本文提出的算法在抑制相干斑的同时, 提高了图像边缘等细节特征的保持能力, 是一种稳定, 有效的处理方法. 另外, 本文还给出了迭代算法步长的上界, 保证了算法的收敛性.

参考文献

[1] GOODMAN J W. Some fundamental properties of speckle[J]. JOSA. 1976, 66(11):1145-1150.

[2] 陈 曦, 张 红, 王 超. 基于 AOS 非线性扩散的 SAR 图像去噪研究[J]. 电波科学学报. 2004, 19(004): 405-408.

CHEN Xi, ZHANG Hong, WANG Chao. A study of SAR images denoising based on AOS nonlinear diffusion[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2004, 19 (004): 405-408. (in Chinese)

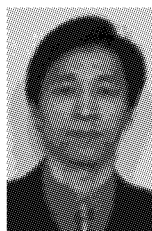
[3] GAGNON L, JOUAN A. Speckle filtering of SAR images: A comparative study between complex-wavelet based and standard filters[C]// Processing of The In-

- ternational Society for Optical Engineering. San Diego, 1997.
- [4] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41 (3): 613-627.
- [5] VEGA M, MATEOS J, MOLINA R, et al. Bayesian TV denoising of SAR images [C] // IEEE International Conference on Image Processing. Brussels, 2011: 165-168.
- [6] PARRILLI S, PODERICO M, ANGELINO C V, et al. A Nonlocal SAR Image Denoising Algorithm Based on LLMMSE Wavelet Shrinkage [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50 (2): 606-616.
- [7] 吴 艳, 王 霞, 廖桂生. 基于小波域隐马尔可夫混合模型的 SAR 图像降斑算法 [J]. 电波科学学报, 2007, 22 (2): 244-250.
WU Yan, WANG Xia, LIAO Guisheng. SAR images despeckling based on wavelet and hidden Markov mixture model [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2007, 22 (2): 244-250. (in Chinese)
- [8] CROUSE M S, NOWAK R D, BARANIUK R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46 (4): 886-902.
- [9] ELAD M, STARCK J L, QUERRE P, et al. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA) [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2005, 19 (3): 340-358.
- [10] BOBIN J, STARCK J L, FADILI J M, et al. Morphological component analysis: An adaptive thresholding strategy [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (11): 2675-2681.
- [11] STARCK J L, ELAD M, DONOHO D L. Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14 (10): 1570-1582.
- [12] BECK A, TEBoulLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2 (1): 183-202.
- [13] PATEL V M, EASLEY G R, CHELLAPPA R. Component-based restoration of speckled images [C] // IEEE International Conference on Image Processing. Brussels, 2011: 2797-2800.
- [14] DAUBECHIES I, DEFRISE M, DE MOL C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. Communications on pure and applied mathematics, 2004, 57 (11): 1413-1457.
- [15] ZIBULEVSKY M, ELAD M. L1-L2 optimization in signal and image processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27 (3): 76-88.
- [16] 徐 丰, 金亚秋. 多方位高分辨率 SAR 的三维目标自动重建 (二) 多方位重建 [J]. 电波科学学报, 2008, 23 (1): 23-33.
XU Feng, JIN Yaqiu. Automatic reconstruction of 3D objects from multi-aspect part II: Multi-aspect reconstruction [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2008, 23 (1): 23-33.

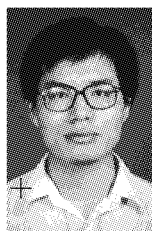
作者简介



王 灿 (1986—), 女, 江苏人, 博士生, 主要从事 SAR 成像、SAR 图像处理等方面的研究。



苏卫民 (1959—), 男, 江苏人, 教授, 博士生导师, 主要从事自适应信号处理、外辐射源雷达、噪声 SAR 等方面的研究。



顾 红 (1967—), 男, 江苏人, 教授, 博士生导师, 主要从事快速数字信号处理、随机信号雷达等方面的研究。