

基于 SWT 域改进粒子滤波的 SAR 图像降斑算法

张 鹏¹, 李 明¹, 吴 艳², 甘 露², 肖 平³

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071;
2. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071; 3. 陕西测绘局, 陕西西安 710054)

摘 要: 粒子滤波(PF)非常适合处理非高斯状态空间模型的滤波问题,而 SAR 图像的非高斯降斑算法正是粒子滤波的一个有效应用,本文在平稳小波变换(SWT)域上提出了一种基于马尔可夫随机场(MRF)的改进 PF 的 SAR 图像降斑算法.新算法首先分析验证了 SAR 图像在 SWT 域比在 DWT 域中利用广义高斯分布(GGD)建模更为精确;然后针对基本 PF 降斑算法中的粒子整体权重偏差问题,引入 MRF 重新定义粒子权重,并通过权重更新粒子的采样区间以优化粒子分布;最后为了提高本文降斑算法的实时性,依据小波系数的局部统计特性把图像分为平滑和边缘进行分区域处理.本文针对模拟 SAR 图像和实测 SAR 图像进行了仿真,仿真结果和分析表明降斑后的图像能够在去除噪声的同时较好的保持图像的边缘和纹理结构特征,而且分区域处理有效地提高了算法的效率.

关键词: SAR 图像降斑; SWT-GGD; 粒子权重选取; MRF-PF; 分区域处理

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 10-2300-09

SAR Image Despeckling Using Modified Particle Filter Based on Stationary Wavelet Transform

ZHANG Peng¹, LI Ming¹, WU Yan², GAN Lu², XIAO Ping³

(1. National Key Lab. of Radar signal processing, Xidian University, Xi'an, Shanxi 710071, China;

2. School of Electronics Engineering, Xidian University, Xi'an, Shanxi 710071, China;

3. Shaanxi Bureau of Surveying & Mapping, Xi'an, Shanxi 710054, China)

Abstract: The particle filter (PF) algorithm has been successfully applied to synthetic aperture radar (SAR) image despeckling. In this paper, we propose a modified PF despeckling algorithm based on Markov random field (MRF) in stationary wavelet domain. It is shown that the wavelet coefficients of SAR images which exhibit significantly non-Gaussian statistics can be described accurately by generalized Gaussian distribution (GGD) in stationary wavelet domain. MRF is introduced to redefine the weight of the particles to amend the weight deviation. Furthermore, the sampling interval is updated according to the new weight. To enhance the efficiency of the proposed algorithm, region-divided processing is implemented. Experiment results and analysis demonstrate the ascendant performance of the proposed algorithm in noise reduction, preservation of the textural features, single target and edges of SAR images.

Key words: SAR image despeckling; SWT-GGD; weight selection of particle; MRF-PF; region-divided processing

1 引言

随着合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)成像技术的进一步完善和以 ERS21、NASA/JPL Air SAR 为代表的星载、机载 SAR 系统的研制成功, SAR 已经广泛应用于地质勘探、海洋研究、灾害监测等领域. SAR 属于相干微波成像,当相干电磁波照射实际地物目标时,

由于存在雷达信号衰落,雷达回波并不完全由此目标的后向反射系数决定,而是围绕这些散射系数值有很大的随机起伏,在图像上则表现为相干斑.为了从 SAR 图像中获取成像区域的有关信息,必须对其进行有效的解译,而乘性斑点噪声的存在降低了目标的检测概率,阻碍了对 SAR 图像的进一步研究.因此抑制 SAR 图像相干斑的研究一直是 SAR 成像处理与图像分析中的一个

重要课题,其关键是在去除斑点噪声的同时较好的保持图像的边缘及纹理信息.早期抑制 SAR 图像斑点噪声采用的方法为多视处理,但此方法同时会带来图像分辨率的降低.进一步的滤波方法则是空间滤波方法,通常采用统计学方法利用局部统计信息对数据进行估计,如 Lee^[1]、Kuan^[2]、Refined Lee^[3]等滤波器.90 年代以后,小波变换以及多分辨分析方法被引入到 SAR 图像滤波处理领域之中.

研究证明在小波域处理图像能够很好的保持图像的细节信息,因此基于小波的滤波方法受到了极大关注并广泛应用于图像处理领域^[4~8].小波系数的统计模型选择及其参数估计对于基于贝叶斯理论的滤波方法来说至关重要.研究表明在各种模型中,广义高斯分布 (Generalized Gaussian Distribution, GGD) 能够更好的描述小波系数的统计特性,但在贝叶斯估计中,当利用 GGD 对先验进行建模时,通常不存在闭环解^[7,8].针对这一问题 Dusan^[9]将基本粒子滤波 (Particle filter, PF) 引入图像降噪处理,从而确定小波域中 GGD 参数并在此参数下依据最大后验概率 (Maximum a Posteriori, MAP) 准则选取最优粒子.粒子滤波多应用于雷达目标跟踪,其优势在于解决非线性、非高斯问题,那么对于非平稳、非高斯的 SAR 图像降斑,粒子滤波理论的引入为其问题的解决开辟了一条新的、有效的途径, Dusan^[9]将粒子滤波应用于 SAR 降斑取得了较好的效果,而国内这方面的研究很少有论文发表.本文以文献[9]的理论为基础,对其进行了深入研究,发现其算法采用的离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 由于下采样操作具有移变性,并不利于图像边缘的保持,而且粒子权重的计算与迭代过程存在偏差,无法实现最优粒子的选取;其次此算法未根据小波系数的统计特性考虑图像的区域特性,在一定程度上降低了算法效率.

本文在上述分析的基础上提出了改进的基于马尔可夫随机场 (Markov Random Fields, MRF) 的粒子滤波算法.

2 基于平稳小波域的改进粒子滤波降斑算法

粒子滤波算法是基于贝叶斯框架的一种滤波算法,它通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,其思想是利用一系列随机抽取的样本以及样本的权重来计算状态的后验概率分布^[10].PF 适用于处理非高斯非线性问题,对于非平稳非高斯的 SAR 图像,有着一定的应用前景. Dusan^[9]引入粒子滤波,将其作为非参数估计的方法来解决 SAR 图像降斑这一非高斯问题,但是基本 PF^[9]在定义窗口内粒子权重时各粒子权重系数相同,导致粒子整体权重存在偏差,进而影响到窗口中心粒子的选取,无法收敛到最优解.

本节针对文献[9]的算法做出了如下三点改进:(1) 具有平移不变特性的平稳小波变换 (Stationary Wavelet Transform, SWT) 将图像变换到平稳小波域以使所建模型更为精确;(2) 针对粒子整体权重偏差问题,将 MRF 引入 PF, 利用加权最小二乘法 (Weighted Least Squares, WLS) 得到粒子权重系数并依据贝叶斯准则重新定义各个粒子的权重.将基本 PF 改进为 MRF-PF (Markov Random Fields Particle Filter).最后通过 MAP 准则得到最优粒子即降斑后图像;(3) 根据归一化小波系数的统计特性对图像进行分区域处理,从而提高算法的整体效率.

2.1 SWT 域中的统计模型

SWT 是一种非正交小波变换,在每一次滤波后不进行下采样,具有平移不变性,该变换用于 SAR 图像噪声抑制,可以很好的克服 DWT 带来的吉布斯效应,使图像信号降斑后较好地保持边缘特征^[4].

对于基于小波域贝叶斯理论的滤波方法来说,小波系数的统计模型选择及其参数估计至关重要.本文只考虑强度与幅度图像的统计分布,众所周知 SAR 图像是复图像,但是文献[11]指出其实部或虚部图像的噪声极为严重,只能提供少量的图像结构信息.相位图像由于噪声过于严重而无法提供任何图像结构信息.假设 X 和 Y 分别为无噪声图像与观测图像, F 为乘性斑点噪声.观测信号可表示为 $Y = XF$.通常情况下,噪声已归一化.在小波域处理图像时,本文未使用对数变换将乘性噪声变为加性噪声,以避免此非线性变化带来的统计特性上的影响^[4],而是采用如下方式:

$$W_Y = W[X] + W[X(F-1)] = W_X + W_B \quad (1)$$

则 W_B 为小波域统计独立的加性噪声.

2.1.1 先验概率分布

图像小波系数的概率密度函数在零值附近尖锐且具有重尾分布特性^[6].研究表明在各种模型中,GGD 能够更好的描述小波系数的统计特性^[8,9].其概率密度函数为:

$$p(x) = vc / (2\Gamma(1/v)) \exp(-[c|x - \mu_x|]^v) \quad (2)$$

其中, $v, c > 0, \mu_x = E[x] \in R$ 是广义高斯分布的均值. v 是 GGD 的形状参数,影响分布的尖锐程度. c 与分布的方差有关.

为验证在 SWT 域中利用 GGD 建模 SAR 图像先验分布更为精确,首先采用文献[8]中的算法对 SAR 图像进行降斑处理,并将结果视为无噪 SAR 图像 (SAR-TEST),如图 1(a)所示.然后分别在 SWT 域与 DWT 域利用 GGD 对小波域图像进行统计建模,GGD 的先验分布参数利用文献[8]中所提出的参数估计方法估计得到.图 1(b)和图 1(c)所示分别为 SWT 域和 DWT 域对角方向的 2 尺度小波域图像的统计分布曲线.由此得知相对

于 DWT 域,在 SWT 域利用 GGD 对小波系数进行统计建模时,其模型分布与真实分布吻合度更好,这是因为 SWT 具有平移不变的特性且包含一定的冗余信息.

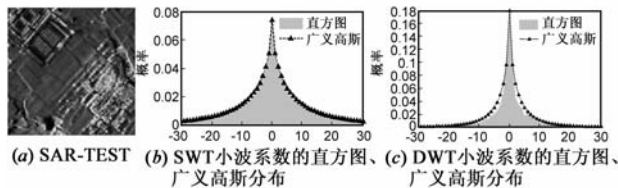


图1

2.1.2 似然概率分布

图像域中,似然概率密度分布呈现出一定的非对称性,对于单视强度图像,可以认为其分布服从指数分布,而单视幅度图像则服从瑞利分布^[12].但经过小波变换之后,尤其随着尺度的升高,小波域的图像分布逐步呈现出对称性,因此对于强度图像和幅度图像,均可以利用高斯分布来模拟其真实分布.本文假设似然概率近似服从高斯分布,并利用式(1)将乘性噪声变为加性噪声,那么似然概率可表示为:

$$p(y|x) = 1/\sqrt{2\pi\sigma_w^2} \cdot \exp(-(y-x)^2/(2\sigma_w^2)) \quad (3)$$

其中 σ_w^2 为噪声方差.根据文献[9]和文献[12]的结果可以得到噪声方差为 $\sigma_w^2 = \phi_l \mu_x^2 C_F^2 (1 + C_x^2)$. μ_x 为图像域中无噪图像的均值,由于噪声已归一化,所以 $\mu_x = E[x] = E[y]$. C_F 为相干斑噪声的归一化标准差,对于强度图像 $C_F = 1/\sqrt{L}$,对于幅度图像 $C_F = \sqrt{(4/\pi - 1)/L}$.参数 ϕ_l 与小波变换时滤波器系数有关^[12],在非对角方向上 $\phi_l = (\sum_k (g_k)^2)(\sum_k (h_k)^2)^{2l-1}$,对角方向上 $\phi_l = (\sum_k (g_k)^2)^2(\sum_k (h_k)^2)^{2(l-1)}$, g_k 为高通滤波器系数, h_k 为低通滤波器系数, l 为变换尺度. $C_x = \sqrt{(C_{wy}^2 - \phi_l C_F^2)/(C_x^2(1 + C_F^2))}$ 为小波域中无噪图像的标准差, $C_{wy} = \sigma_{wy}/\mu_y$ 为小波域观测值归一化的标准差, σ_{wy} 为小波域观测值的标准差, μ_y 为图像域观测值的均值.

2.2 基于 MRF 的改进 PF 算法

新算法首先采用 SWT 将图像变换到平稳小波域,之后选取 $p \times p$ 大小的窗口计算小波域局部统计特性.经小波变换后,图像的概率密度函数在零值附近较尖锐,因此当假设其先验概率服从 GGD 时,其形状参数 v 的取值范围可设定为 $[0.5 - 2.5]$,步进为 0.1.参数 c 可根据图像域的标准差 σ_x 和参数 v 确定,即 $c = \sigma_x^{-1} \sqrt{\Gamma(3/v)/\Gamma(1/v)}$,其中 $\sigma_x = \sqrt{\phi_l \mu_x C_x}$.

似然概率可由式(3)计算得到.统计建模之后即可对所取窗口内的像素点进行粒子滤波,选取先验概率为 PF 的重要性采样函数,对于所取窗口内任一像素

点,假设其观测值为 y_s ,然后利用 PF 在区间 $[-y_s \sim 2y_s]$ 内依据先验概率进行采样获取 M 组粒子(对应无噪小波系数),窗口内所采粒子的权重对应粒子的后验概率,其权重表达式为^[9]:

$$w_t^m = w_{t-1}^m \sum_{i=1}^{B \times B} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \exp\left(-\frac{(y_i - x_i)^2}{2\sigma_n^2}\right) \cdot \frac{vc}{2\Gamma(1/v)} \exp(-[c|x_i - \mu_x|]^v) \quad (4)$$

之后,对权重进行归一化: $w_t^m = w_t^m / \sum_{i=1}^M w_t^m$.

实际中我们最为关心的是窗口的中心像素点,但式(4)在定义粒子权重的过程中忽略了邻域系统内不同粒子对整体权重的不同作用,即各粒子权重系数相同,导致粒子整体权重存在偏差,进而影响到窗口中心粒子的选取.为解决这一问题我们将 MRF 引入基本 PF,在 MRF 模型参数的指导下,重新分配各个粒子对整体权重的贡献度,将基本 PF 改进为 MRF-PF.如果利用 8 阶的高斯 MRF 模型对图像建模来描述其纹理结构,那么像素点 s 的局部条件概率分布可表示为:

$$p(w_{y_s} | w_{y_{R_N}}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left(\frac{\left((w_{y_s} - \mu_y) - \sum_{r \in R_N} \beta(r)(w_{y_r} - \mu_y)\right)^2}{-2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

其中 $R_N = \{s + i, s + j\}$, $-3 \leq i \leq 3$, $-3 \leq j \leq 3$, $i = j \neq 0$ 为 8 阶邻域系统,如图 2 所示, w_y 为小波域观测值, μ_y 为小波域全局观测均值, σ^2 为条件方差, β 为高斯 MRF 模型参数,体现像素点间的相互作用关系.

因为 MRF 模型能够考虑图像的空域相关性,并利用图像像素的空间相关性信息来描述图像的纹理结构,而在定义粒子整体权重的过程中需要考虑中心像素点与邻域的相互作用关系,那么由此推论,MRF 模型参数 β 能够指导粒子权重贡献度的重新分配,进而指导粒子的选取.

我们将 MRF 模型参数 β 作为权重系数引入粒子权重的表达式,那么对于此 8 阶邻域系统,粒子权重可重新定义为:

$$w_t^m = w_{t-1}^m \sum_{l=1}^{7 \times 7} k(l) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \exp\left(-\frac{(y_l - x_l)^2}{2\sigma_n^2}\right) \cdot \frac{vc}{2\Gamma(1/v)} \exp(-[c|x_l - \mu_x|]^v) \quad (6)$$

其中 $k(l)$ 对应图 2 中各粒子权重系数 k .可采用最小二乘法(Least Squares, LS)^[13]计算得到.但实际上粒子的权重系数由 3 个因素所决定,分别为观测值、噪声方差和其本身所处的邻域系统中的位置.为充分考虑各粒子点观测噪声的强弱程度以及 MRF 邻域系统的相互作

S-1,S-3	S-1,S-2	S-1,S-1	S-1,S	S-1,S+1	S-1,S+2	S-1,S+3
S-2,S-3	S-2,S-2	S-2,S-1	S-2,S	S-2,S+1	S-2,S+2	S-2,S+3
S-1,S-1	S-1,S-2	S-1,S-1	S-1,S	S-1,S+1	S-1,S+2	S-1,S+3
S,S-3	S,S-2	S,S-1	S,S	S,S+1	S,S+2	S,S+3
S+1,S-3	S+1,S-2	S+1,S-1	S+1,S	S+1,S+1	S+1,S+2	S+1,S+3
S+2,S-3	S+2,S-2	S+2,S-1	S+2,S	S+2,S+1	S+2,S+2	S+2,S+3
S+1,S-1	S+1,S-2	S+1,S-1	S+1,S	S+1,S+1	S+1,S+2	S+1,S+3

8	7	7	6	7	7	8
7	5	4	3	4	5	7
7	4	2	1	2	4	7
6	3	1	S	1	3	6
7	4	2	1	2	4	7
7	5	4	3	4	5	7
8	7	7	6	7	7	8

图2 本文所选取的7*7窗口 图3 MRF邻域系统中的位置标记

用关系对中心粒子选取的影响,本文提出了步进加权IS以估计粒子权重系数,其目标函数为:

$$J(k) = [(w_y(s, s) - \mu_y) - Q^T(s)N(s)k]^T \cdot [(w_y(s, s) - \mu_y) - Q^T(s)N(s)k] \quad (7)$$

$$Q(s) = [(w_y(s + i, s + j) - \mu_y)] | (s + i, s + j) \in R_N \quad (8)$$

其中 w_y 为小波域观测值, μ_y 为小波域全局观测均值, $N(s)$ 为由各粒子点的噪声方差组成的归一化对角矩阵,窗口内各点的噪声方差可由 $\sigma_{w_B}^2 = \psi_l \mu_x^2 C_F^2 (1 + C_x^2)$ 计算得到.

各个粒子对应的 MRF 邻域系统中的位置标记如图 3 所示. 根据邻域系统内各点与中心元素的距离可对各点进行标记. 这样可以将此 MRF 系统分为 8 个子系统: $R_N^{1 \sim 8}, R_N^{lable} = \{s^{lable}\}$, $lable$ 为图 3 中的标记, s^{lable} 则为与标记对应的元素. 位于第一子系统内的粒子的权重系数为:

$$\hat{k}_{(1)} = \left[\sum_{s \in S} (N_{(1)}^T(s) Q_{(1)}(s) Q_{(1)}^T(s) N_{(1)}(s)) \right]^{-1} \cdot \left[\sum_{s \in S} N_{(1)}^T(s) Q_{(1)}(s) (w_y(s, s) - \mu_y) \right] \quad (9)$$

$$Q_{(1)}(s) = [(w_y(s + i, s + j) - \mu_y)] | (s + i, s + j) \in R_N^1 \quad (10)$$

$$N_{(1)}(s) = \frac{dig(\sigma_{s,s+1}^2, \sigma_{s+1,s}^2, \sigma_{s,s-1}^2, \sigma_{s-1,s}^2)}{\sum \sigma_{s+i,s+j}^2, \{s+i, s+j\} \in R_N^1} \quad (11)$$

处于其他位置的粒子的权重系数为:

$$\hat{k}_{(m)} = \left[\sum_{s \in S} (N_{(m)}^T(s) Q_{(m)}(s) Q_{(m)}^T(s) N_{(m)}(s)) \right]^{-1} \cdot \left[\sum_{s \in S} N_{(m)}^T(s) Q_{(m)}(s) (w_y(s, s) - \mu_y + R) \right] \quad (12)$$

$$Q_{(m)}(s) = [(w_y(s + i, s + j) - \mu_y)] | (s + i, s + j) \in R_N^m \quad (13)$$

$$N_{(m)}(s) = dig(\sigma_{s+i,s+j}^2) / \sum \sigma_{s+i,s+j}^2, \{s+i, s+j\} \in R_N^m \quad (14)$$

$$R = \sum_{i=1}^{m-1} \left[\frac{1}{8} (w_y(s, s) - \mu_y) - Q_{(i)}^T(s) N_{(i)}(s) k_{(i)} \right] \quad (15)$$

通过式(9)和式(12)即可确定各个粒子的权重系数. 将其代入式(6)可以确定每组粒子的权重大小. 然

后,根据权重所对应的粒子更新下一次采样区间. 对于窗口内的任一像素点,新的采样区间通过下式设定:

$$\left[(y_{w-\max} - |y_w - threshold - y_{w-\max}|) \sim (y_{w-\max} + |y_w - threshold - y_{w-\max}|) \right]$$

迭代中,选取 $y_w - threshold = y_w - mid$. 其中 $y_w - mid$ 为此次迭代中权重居中的粒子值, $y_w - \max$ 为权重最大的粒子值. 最后通过 MAP 准则确定最优粒子. 窗口逐个像素平移以遍历整幅图像.

2.3 区域划分

SAR 图像纹理是对物体内部灰度级变化的特征进行量化,与物体的形状,走向,尺寸有关;而对同质区域,通常认为其不含有纹理结构信息,雷达反射系数可由均值确定^[12];边缘反映了 SAR 雷达反射系数即像素值的突变,一些典型的地物,如道路网、水文网、农田及植被的边界在 SAR 图像中则体现为边缘. 为提高算法的效率,可以根据局部归一化标准差(近似反映信号的非平稳强弱)对图像进行分区域处理:即将其分为纹理区域、同质区域和边缘. 设 C_{wy} 为局部统计归一化标准系数,根据文献[4]和文献[12],图像可按如下准则进行分区域处理:

$$\hat{x} = \begin{cases} 0, & C_{wy} < C_{WF} \\ y, & C_{wy} > C_{wy, \max} \\ \arg \max(p(y|x)p(x)), & C_{WF} < C_{wy} < C_{wy, \max} \end{cases} \quad (16)$$

其中 $C_{WF} = \sqrt{\psi_l} C_F$, $C_{wy, \max} = \sqrt{\psi_l} \sqrt{1 + 2/L}$. 当 $C_{wy} < C_{WF}$ 时,认为窗口内区域为同质区域,当 $C_{wy} > C_{wy, \max}$ 时,窗口内为边缘区域,当 $C_{WF} < C_{wy} < C_{wy, \max}$ 时,认定此窗口内区域为纹理区域,采用改进 PF 降斑算法进行处理.

综上所述,本文算法的总体流程如图 4 所示.

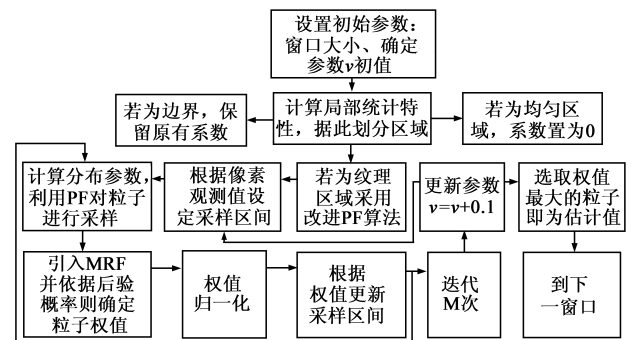


图4 基于平稳小波域的改进粒子滤波降斑算法流程

3 仿真结果与分析

本文分别对模拟 SAR 图像和实测 SAR 图像进行了仿真实验. 实验采用 DWT 和 SWT 对图像进行 2 尺度变换,所选取的小波基为 syn4 . 窗口大小为 7×7 ,窗内数据用于计算图像局部统计特性. 选取 R-Lee、DWT-PF^[9]

(DWT 域的基本粒子滤波算法)和 SWT-PF(SWT 域的基本粒子滤波算法)等算法与本文算法(基于平稳小波域的改进粒子滤波降斑算法, SWT-MRF-PF)进行比较. 为验证去斑图像质量, 本文选取等效视数(ENL)、边缘保持指数^[14](edge preservation index, EPI)、点目标保持指数^[15](point preservation index, PPI)和均值作为性能指标参数, 评价降斑效果和图像的边缘、点目标和后向反射系数保持情况.

3.1 模拟 SAR 图像

实验所选取的模拟 SAR 图像如图 5(a)所示. 图像大小为 512×512 , 强度图像, $ENL = 4$, 含有标准差为 0.25 的乘性斑点噪声. 图 5(b)所示为空域 R-Lee 滤波算法结果. 图 5(c)算法 DWT-PF 的结果. 算法 SWT-PF 的结果如图 5(d)所示. 本文算法 SWT-MRF-PF 的结果如图 5(e)所示. 各滤波算法的性能指标如表 2 所示.

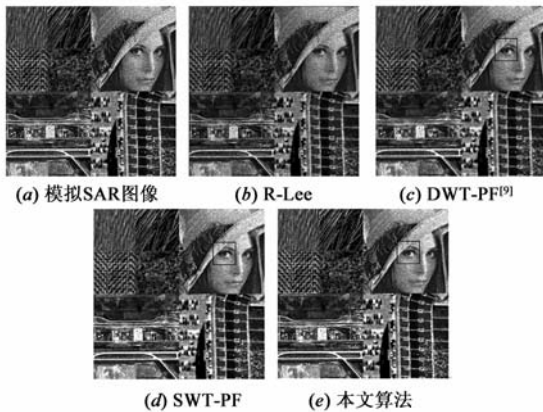


图5 模拟SAR图像各种算法降斑结果比较

从视觉效果上看, 空域 R-Lee 算法的降斑效果并不令人满意, 性能参数也验证了这一点, ENL 仅为 22.6 而且细节信息并不突出. 算法 DWT-PF 的结果存在振荡现象且图像细节信息模糊, 这与前面提到的 DWT 变换会产生吉布斯效应吻合, 而且这种非平稳变换会影响局部统计特性的计算, 从而降低了其模型精确度. 由表 2 知, 算法 SWT-PF 的降斑效果和后向反射系数保持情况均优于 DWT 域, 性能改善明显, 这是因为具有平移不变性的 SWT 能够很好的克服 DWT 带来的吉布斯效应, 且在 SWT 域中统计模型更为精确, 使图像降斑后能够较好的保持纹理特征和边缘. 对于此幅模拟 SAR 图像, SWT-PF 与本文算法 SWT-MRF-PF 的结果相比, 整体视觉效果并无明显差异, 但是 Lena 眼部本文算法更为清晰, 且由表 2 知, 本文算法在 ENL 上提高了 24.5, 后向反射系数保持情况更好. 这是由于本文算法引入 MRF 获取权重系数从而重新定义粒子权重, 使所选取的粒子更接近其真实值.

3.2 实测 SAR 图像

实验选取 4 幅 SAR 图像检验新算法的有效性和普

适性. 其先验知识见表 1.

Real SAR1、*Real SAR2* 和 *Real SAR3* 的各算法降斑结果如图 6 所示, 算法性能指标如表 2 及表 3 所示. 视觉效果和性能指标均表明本文算法的降斑效果和图像纹理、边缘的保持情况优于其他算法. *SWT-PF* 的结果锐化度降低, 算法细节信息损失较为严重, 在纹理区域和边缘处图像过度平滑. 而由本文算法处理所得图像的强弱细节信息和结构特征, 如城镇等建筑物能够在降斑的同时得到更好的保持, 边缘锐化度更强, 如图 6 中 *Real SAR1-Real SAR3(e)* 所示. 因为本文算法在纹理区域采用更为精确的 *GGD* 为图像进行建模, 并引入 *MRF* 重新定义粒子权重, 进而选择更为接近其最优分布的粒子.

表 1 实测 SAR 图像的先验知识

图像	大小	波段	分辨率	ENL	Amplitude/Intensity	图像来源
Real SAR1	256 * 256	X	3m * 3m	2	Amplitude	DRA-XSAR image
Real SAR2	256 * 256	X	2m * 2m	4.38	Amplitude	德国宇航局和 EADS 阿斯特里姆公司
Real SAR3	512 * 512	X	1m * 1m	8	Intensity	国内某机载雷达成像数据

表 2 各算法降斑效果与平均后向散射系数保持情况比较

SAR Image		R-Lee	DWT-PF ^[9]	SWT-PF	SWT-MRF-PF
模拟 SAR 图像	ENL	36.79	129	103.6	128.1
ENL = 4	MEAN = 97.25	96.3	89.9	106.48	106.87
Real SAR1	ENL	12.6	54.7	63.01	65.05
ENL = 2	MEAN = 106.87	98.47	91.58	104.79	108.06
Real SAR2	ENL	123.2	144	170.2	172
ENL = 4.38	MEAN = 107.5	96.9	96.48	104.9	106.8
Real SAR3	ENL	16.9	90.2	112.1	125.6
ENL = 8	MEAN = 136.9	130.23	124.2	126.3	137.1

表 3 各降斑算法边缘和点目标保持性能比较

SAR Image	R-Lee		DWT-PF ^[9]		SWT-PF		SWT-MRF-PF	
	PPI	EPI	PPI	EPI	PPI	EPI	PPI	EPI
Real SAR1	0.8359	0.806	0.5589	0.5886	0.8770	0.813	0.8932	0.8576
Real SAR2	0.9414	0.7581	0.8852	0.563	0.9321	0.792	0.9502	0.8155
Real SAR3	0.9318	0.8087	0.8952	0.5997	0.941	0.821	0.9573	0.8488

表 4 窗口大小对降斑性能影响比较

Window size	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	11 × 11	13 × 13
ENL	123.86	126.1	128.31	125.2	126.7	126.67
MEAN	115.9	115.78	117.46	117.58	122.5	120.2

对于场景中感兴趣的单点目标, 本文算法所提供的图像结果表明目标所在场景锐化比更高, 显示更为清晰, 且降斑算法并未改变目标的基本轮廓, 如图 6 中 *Real SAR2(e)* 和 *Real SAR3(e)* 所示. 边界保持方面, 本文算法同样体现了其优越性能, 如图 6 中 *Real SAR3(e)* 中

的田间边界.表 3 中所示的 PPI 和 EPI 分别对各算法的点目标保持性能和边界保持性能进行了量化评估,验证了本文算法的优越性.在后向反射系数保持情况方面,本文算法的性能同样令人满意,如表 2 所示.

我们从 Real SAR3 中截取部分图像进行窗口大小对性能影响的实验.所截取图像的均值为 119.2.实验

结果如表 4 所示.由此可以得出实验中选取 7×7 的窗是较为合理的.实验中所采用的 3 幅实测 SAR 图像数据在分辨率、ENL、尺寸大小、场景选取等方面不尽相同,具有一定代表性,各幅图像的处理结果均表明了本文算法的优越性,从而验证了本文算法的有效性和普适性.

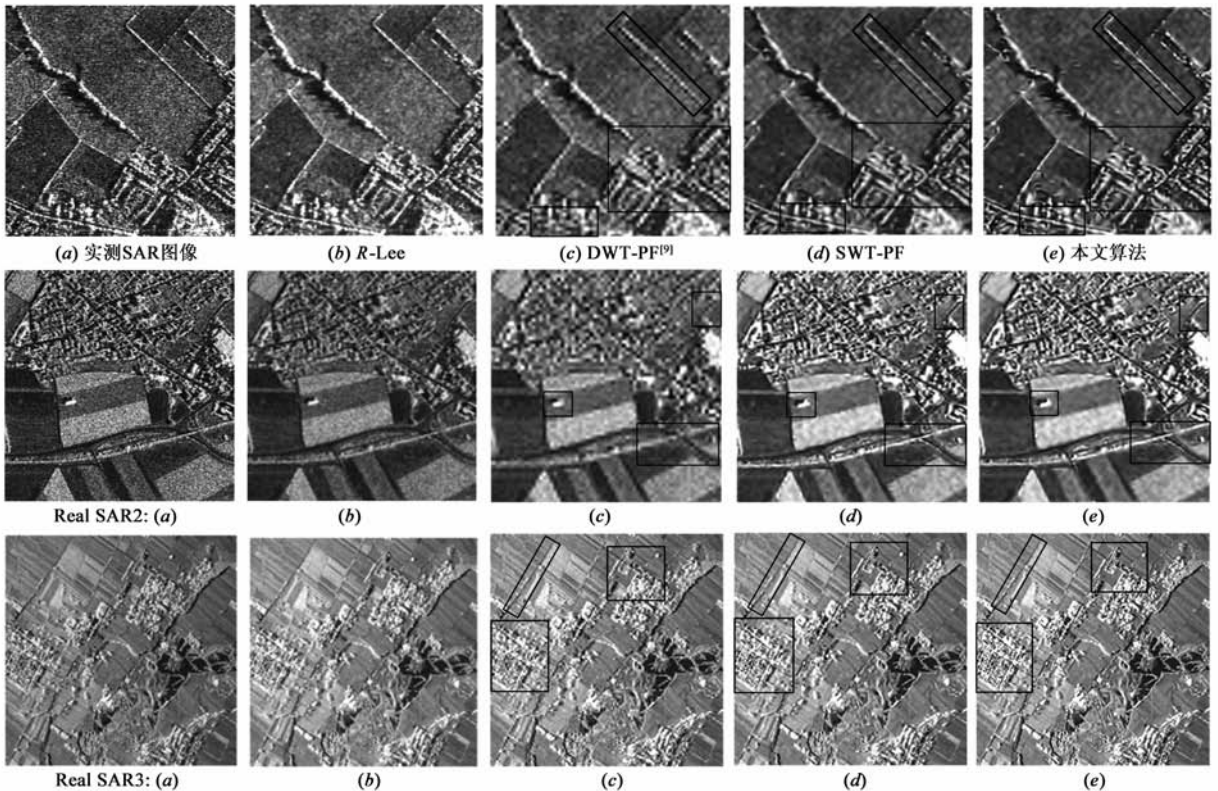


图6 实测SAR图像的各种算法降斑结果比较:(a) 实测SAR图像;(b) R-Lee;(c) DWT-PF^[9];(d) SWT-PF;(e) 本文算法

4 结论

本文在 SWT 域提出了一种基于 MRF 的改进粒子滤波降斑算法.新算法在 SWT 域采用 GGD 对小波系数进行统计建模从而更好的描述了小波系数的重拖尾分布特性,较好的保持了图像的纹理特征和边缘,并在定义粒子权重的过程中引入 MRF 获取粒子权重系数进而解决了基本 PF 降斑算法存在的权重偏差问题.粒子的采样区间在算法迭代过程中依据权重不断更新,确保了所采粒子的分布更接近其最优分布并提高了算法收敛速度.最后为提高算法的实时性新算法对图像进行了分区域处理并有效的提高了算法效率.实验选取了 1 幅模拟 SAR 图像和 3 幅实测 SAR 图像,选取空域经典滤波算法 R-Lee、DWT 域和 SWT 域的基本粒子滤波算法与本文算法进行比较,实验结果表明了本文算法在降斑效果、结构特征和纹理信息保持、尤其是对单点目标和边界保持上表现出优越的性能,同时也验证了本文

算法的普适性.

参考文献

- [1] J S Lee. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(2): 156 - 163.
- [2] D T Kuan, A A Sawchuk, P Chavel. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2): 165 - 177.
- [3] A Lopes, R Touzi, E Nezry. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(6): 992 - 1000.
- [4] Y Wu, X Wang, G Liao. SAR images despeckling based on Bayesian estimation and fuzzy shrinkage in wavelet domains [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2006, 19(4): 326 - 333.
- [5] M Li, Y Wu. SAR image segmentation based on mixture context and wavelet hidden-class-lable Markov random field[J].

- Computers and Mathematics with Applications, 2009, 57(6): 961 – 969.
- [6] 管鲍, 孙洪. SAR 图像小波域隐 Markov 模型中状态参数的 Turbo 迭代估计[J]. 电子学报, 2005, 33(6): 1039 – 1043.
- GUAN Bao, SUN Hong. Turbo iterative estimation of state parameters in wavelet-domain hidden Markov models of SAR image[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(6): 1039 – 1043. (in Chinese)
- [7] M Belge, M E Kilmer, E L Miller. Wavelet domain image restoration with adaptive edge-preserving regularization [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(4): 597 – 608.
- [8] E Simoncelli, E Adelson. Noise Removal via Bayesian Wavelet Coring[A]. Proc. ICIP[C]. 1996. 1. 379 – 382.
- [9] D Gleich, M Datcu. Wavelet-based SAR image despeckling and information extraction using particle filter[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2009, 18(10): 2167 – 2184.
- [10] N Gordon, D Salmond, A F M Smith. Novel approach to non-linear/non-Gaussian bayesian state estimation[J]. IEEE Trans on Proceedings-F Radar, Sonar and Navigation, 1993, 140(2): 107 – 113.
- [11] C Oliver, S Quegan. Understanding synthetic aperture radar images[M]. Norwood, MA: Artech House, 1998.
- [12] S Foucher, G B Benie, J M Boucher. Multiscale MAP filtering of SAR images[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(1): 49 – 60.
- [13] Y D Zhao, L P Zhang, P X Li, B Huang. Classification of high spatial resolution imagery using improved Gaussian Markov random-field-based texture features[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(8): 1458 – 1468.
- [14] 张良培, 王毅, 李平湘. 基于各向异性扩散的 SAR 图像斑点噪声滤波算法[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2250 – 2254.
- ZHANG Liang-pei, WANG Yi, LI Ping-xiang. The filtering algorithm for SAR image speckle noise based on anisotropic diffusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2250 – 2254. (in Chinese)

- [15] Sheng, Y W, Xia, Z G. A comprehensive evaluation of the filters for radar speckle suppression [A]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings[C]. Lincoln, Nebraska, USA, 1996. 1559 – 1561.

作者简介



张 鹏 男, 1984 年生于内蒙古通辽, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士研究生. 研究方向为 SAR 图像理解, 多传感器信息融合, 模式识别等.

E-mail: zhangpeng4415@gmail.com



李 明 男, 1965 年生于河南南阳, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士、教授、博士生导师. 研究方向为宽带信号实时处理与检测, 多源信息融合及 SAR 图像理解.

E-mail: liming@xidian.edu.cn



吴 艳 女, 1964 年生于江苏无锡, 西安电子科技大学电子工程学院博士后、教授、博士生导师. 研究方向为多传感器信息融合, 图像融合, SAR 图像理解, 多尺度几何分析, 模式识别等.

E-mail: ywu@mail.xidian.edu.cn

甘 露 男, 1986 年生于安徽芜湖, 西安电子科技大学电子工程学院博士研究生. 研究方向为多传感器信息融合, SAR 图像理解, 模式识别等. E-mail: ganluxd@gmail.com

肖 平 男, 1964 年生陕西西安, 陕西省测绘局, 博士后, 研究员. 研究方向为地理信息系统, 遥感图像理解, 模式识别等.

E-mail: xpGIS@263.net