

基于提升 Directionlet 域高斯混合尺度模型的 SAR 图像噪声抑制

白 静 侯 彪 王 爽 焦李成

(西安电子科技大学智能信息处理研究所 西安 710071)

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)

摘 要 提出了一种新的 SAR 图像相干斑噪声抑制方法. 该方法将高斯混合尺度(GSM)模型引入 Directionlet 变换域,构造了基于提升 Directionlet 分解系数的邻域模型,并利用 Bayes 最小均方估计进行局部去噪. 作为一种新的多尺度几何分析工具,Directionlets 通过多方向选择来捕捉图像中各向异性特征,滤波器结构为可分离设计;采用提升方案进一步减小变换的运算量. 文中对相邻位置和尺度的系数建立 GSM 模型,能较好地描述系数的边缘分布,充分体现邻域间系数的相关性. 对大量真实 SAR 图像的去噪实验表明,文中方法取得了比空域滤波及小波方法更优的去噪性能,同时在图像边缘等细节特征保持方面具有明显优势.

关键词 SAR 图像; Directionlet 变换; 高斯混合尺度模型(GSM); 提升方案; 斑点噪声

中图法分类号 TP391

SAR Image Denoising Based on Lifting Directionlet Domain Gaussian Scale Mixtures Model

BAI Jing HOU Biao WANG Shuang JIAO Li-Cheng

(Institute of Intelligence Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071)

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract In this paper, a new speckle suppression method for SAR image is proposed. By combining Directionlet transform with a version of the hidden Markov model—Gaussian scale mixtures (GSM), the marginal distributions of neighbor coefficients in the lifting Directionlet domain are modeled. For removing the speckle noise, the Bayes least square estimation is adopted to evaluate each coefficient. Being regarded as a novel multiscale geometrical analysis tool, Directionlet transform retains the separable filtering, computation simplicity and filter design from the standard two-dimensional wavelet transform, which can capture anisotropic geometrical structures efficiently by multi-direction selection. The introduction of lifting scheme reduces computation amount greatly. Neighborhoods of coefficients at adjacent positions and scales are modeled as the product of two independent random variables: A Gaussian vector and a hidden positive scalar multiplier. Under this model, the marginal of neighbor coefficients are well described and the strong correlation among the amplitudes of neighbor coefficients is also presented adequately. Experiments using plentiful real SAR images indicate that the proposed method outperforms the spatial filters and other methods based on wavelets in terms of speckle reduction as well as image detail preservation.

收稿日期:2006-05-20;最终修改稿收到日期:2008-01-03. 本课题得到国家“八六三”高技术研究发展计划项目基金(2007AA12Z136)、国家“九七三”重点基础研究发展规划项目基金(2006CB705700)、国家自然科学基金(60672126)和国家教育部博士点基金(20050701013)资助. 白 静,女,1982 年生,博士研究生,主要研究方向为 SAR 图像处理、多尺度几何分析. E-mail: xiaobaijing1982@163.com. 侯 彪,男,1974 年生,博士,副教授,主要研究方向为 SAR 图像处理、计算智能等. 王 爽,女,1978 年生,博士,副教授,研究方向为多尺度几何分析、图像处理等. 焦李成,男,1959 年生,教授,博士生导师,主要研究领域为智能信息处理、图像感知与识别等.

Keywords SAR image; Directionlet transform; Gaussian scale mixtures(GSM); lifting scheme; speckle noise

1 引言

合成孔径雷达(SAR)作为新一代的遥感信息源,具有全天候、多极化、多视角以及较强的地表松散物穿透能力,在军事、遥感等领域发挥出越来越大的作用.相干斑噪声(speckle)是 SAR 图像固有的一种确定性干涉现象,主要是由于成像散射体散射回波的相干作用造成,使其图像不能有效反映地物目标的散射特性.因此,抑制相干斑噪声成为 SAR 图像处理的一个重要环节、良好的斑点抑制方法要能够在减少斑点噪声的同时尽可能地保持图像中的细节信息,处理质量好坏直接影响了后续各种自动解译和场景理解任务完成的准确性程度.

相干斑噪声抑制技术可分为成像前多视平滑技术和成像后滤波技术两大类,后处理技术又可分为空域滤波和频域滤波.对于前者,如 Lee^[1],Gamma-MAP^[2]等基于局部统计量的自适应滤波方法得到了广泛的应用,此类滤波器的相干斑抑制能力与固定窗口的大小成正比,难以兼顾均匀区域的平滑和细节信息的保持.20 世纪 90 年代,小波分析在图像处理方面取得了较成功的应用^[3-5],通过对其系数进行阈值分析或建立系数统计模型实现对 SAR 图像噪声的抑制.但小波分析在二维空间并不是最优的函数表示方法,由一维小波张成的可分离小波只具有有限的方向,不能很好地刻画图像中具有线奇异的几何信息.针对这个至关重要的问题,许多学者提出了不同的方法加以解决,统称为“多尺度几何分析”(Multiscale Geometric Analysis,MGA).

Directionlets^[6-7]是一种新的多尺度几何分析工具^[8-10],采用可分离滤波和临界采样结构设计,计算复杂度小,能够有效地捕捉图像中的各向异性特征.对于变换后各子带系数,高斯混合尺度(GSM)模型^[11]能有效地表示其边缘分布,同时体现

了邻域系数间的强相关性.因此,本文根据 SAR 图像自身统计特性,提出一种新的斑点噪声抑制算法 LD-GSM——将提升方案的 Directionlet 变换与 GSM 算法相结合,利用 Bayes 最小均方估计对图像变换域进行局部去噪.仿真实验表明,本文方法能够有效去除相干斑噪声,较完整地保持图像中的边缘等细节信息,取得良好的视觉效果,其综合性能均优于小波等方法.

2 提升 Directionlet 变换

2.1 Directionlet 变换

Directionlets^[6-7]是一种新的图像表示工具,其基函数表示为多方向的斜各向异性小波变换(Skewed Anisotropic Wavelet Transform) S-AWT (\mathbf{M}_A, n_1, n_2),其中

$$\mathbf{M}_A = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \mathbf{d}_2 \end{pmatrix}, \quad a_1, a_2, b_1, b_2 \in \mathbb{Z} \quad (1)$$

沿向量 \mathbf{d}_1 (斜率 $r_1 = b_1/a_1$) 的方向称为变换方向,沿向量 \mathbf{d}_2 (斜率 $r_2 = b_2/a_2$) 的方向称为队列方向.通过选择变换方向和队列方向,构造采样矩阵 \mathbf{M}_A ,以捕捉更多的方向信息.

Directionlet 变换通过对图像进行采样矩阵为 \mathbf{M}_A 的采样,得到 $|\det(\mathbf{M}_A)|$ (\mathbf{M}_A 行列式的绝对值) 个陪集(coset).各陪集通过沿变换方向和队列方向上的各向异性小波变换($AWT(n_1, n_2)$) 得到图像的稀疏表示.标准的二维小波变换为沿水平和垂直方向各向同性变换,即 $n_1 = n_2$,如图 1(a).而 Directionlet 变换沿变换和队列方向的滤波和下采样次数并不相等,即 $n_1 \neq n_2$,如图 1(b).在图像中轮廓等不连续处,小波变换需要较多小波基表示,生成大量的小波系数,而 Directionlet 变换所生成的系数非常稀疏,并且能更准确地描述图像的方向信息,如图 1(c)、(d)所示.

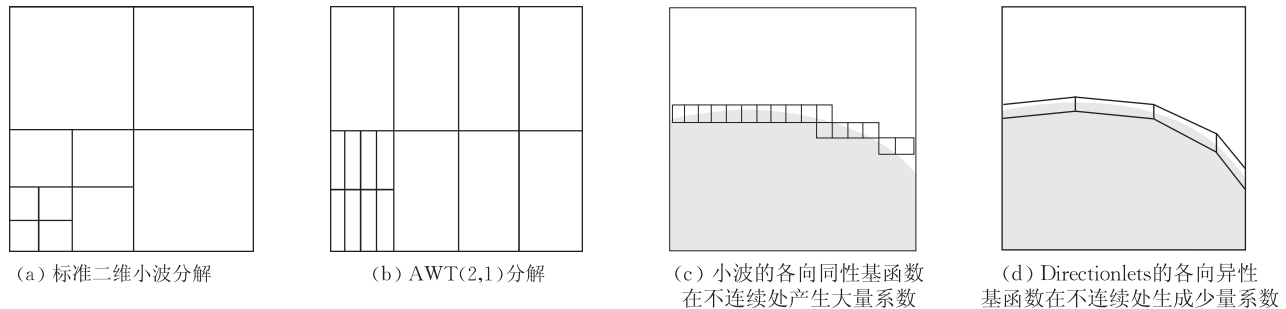


图 1

2.2 小波提升方案

二维离散小波变换最有效的实现方法之一是采用 Mallat 算法,通过在图像的水平 and 垂直方向交替采用低通和高通滤波实现,但是这种传统的基于卷积的离散小波变换计算量大,复杂度高,对存储空间的要求高. 1994 年 Sweldens 提出了一种不依靠傅立叶变换,运用提升算法构造的双正交小波(称之为第二代小波)变换^[12]. 它继承了第一代小波的多分辨特征,计算速度快,可直接在时域中完成,内存需求量小.

第一代小波变换的提升方案实现分为以下 3 个阶段:分裂(Split)、预测(Predict)和更新(Update).

(1) 分裂. 此过程仅将信号分为两个不相交的部分,最典型的是奇偶分裂,它将输入数据划分为偶数和奇数集合,分解过程为

Split(s_{j+1}) = (s_j, d_j) (2)

(2) 预测. 此过程由偶元素序列 s_j 预测奇元素序列 d_j. d_j 可表示为

d_j = d_j - Predict(s_j) (3)

(3) 更新. 由于上述的两个过程一般不能保持原图像中的某些整体特性(如亮度),因此要构造一个算子 Update 去更新 s_j. 更新公式为

s_j = s_j + Update(d_j) (4)

提升方案的步骤可以通过对 s_j 的迭代来重复,从而创建了多分辨分解的多级变换. 由于分解过程的每一步都是可逆的,因此提升方法的重构过程即为分解的逆过程:恢复更新,恢复预测和合并.

2.3 提升 Directionlet 变换的实现方案

由于提升算法构造的双正交小波所具有的良好逼近和重构性能^[12],我们将提升方案应用在 Directionlets 的可分离二维各向异性小波变换中,通过沿变换和队列方向进行次数不等的一维提升小波变换得到提升各向异性小波变换. 由于此方案中只有加减计算,与传统小波相比降低了运算量,进一步提高了图像的处理速度.

图 2 为提升 Directionlet 分解流程, M_A 为采样矩阵. 图像沿变换方向和队列方向进行采样得到陪集. 每个陪集通过提升 AWT(n_1, n_2) 的一层分解后共产生 2^{n_1} - 1 个沿着变换方向的高通子带, 2^{n_2} - 1 个沿着队列方向的高通子带和 (2^{n_1} - 1)(2^{n_2} - 1) 个沿着上述两方向的高通子带. 根据提升方案的分解可逆性以及 Directionlet 变换的完全重构性,提升 Directionlet 变换同样具备完全重构的特性.

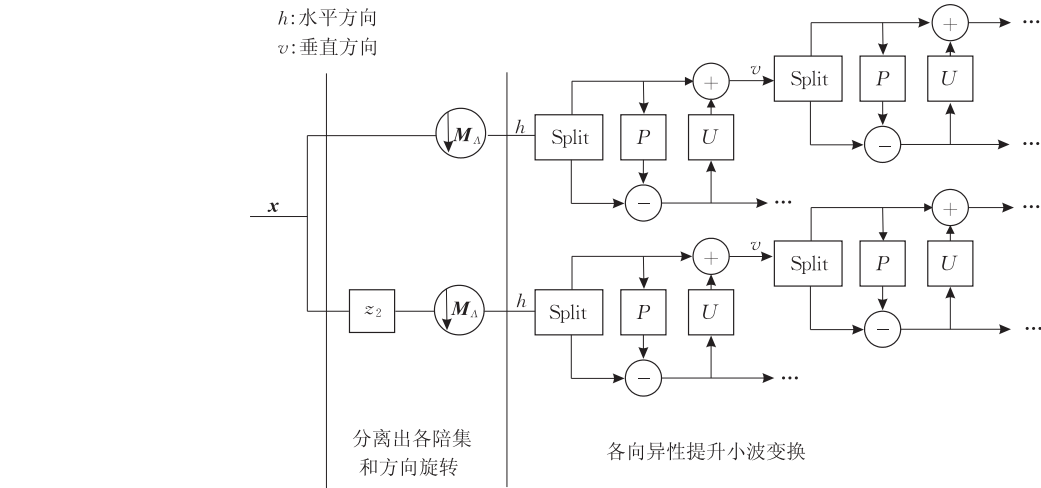


图 2 提升 Directionlet 分解过程

3 基于 LD-GSM 模型的 SAR 图像去噪

高斯混合尺度(GSM)模型^[11]能最大逼近非高斯边缘响应,且具有较完备的数学框架,在图像处理方面也得到了成功的应用^[4]. 因此,本文采用高斯混合尺度模型来构造提升 Directionlet 域分解系数的邻域模型(LD-GSM).

为了从局部描述中建立图像的全局模型,我们

利用 GSM 模型来表示以每个系数为中心的系数邻域特征. 由于邻域相互重叠,每个系数同属于多个邻域. 这种局部模型暗含着全局 Markov 模型,由给定邻域系数的条件概率密度来描述,并假设其条件独立于其它系数,利用 Bayes 最小均方估计计算变换域中邻域系数的最优估计.

3.1 图像 GSM 模型

图像经分解得到各个尺度的子带系数,假设系数 x_c 周围的邻域系数 x 符合 GSM 模型,则随机向

量 \mathbf{x} 可以表示为零均值高斯向量 \mathbf{u} 和独立正尺度随机因子 \sqrt{z} 的乘积^[11]: $\mathbf{x} = \sqrt{z}\mathbf{u}$, 这里“=”表示具有相同的分布, 因子 z 称为权系数, 向量 \mathbf{x} 的概率密度由 \mathbf{u} 的协方差矩阵 \mathbf{C}_u 和系数概率密度 $p_z(z)$ 所决定:

$$p_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = \int p(\mathbf{x}|z)p_z(z)dz$$

$$= \int \frac{\exp\left(\frac{-\mathbf{x}^T(z\mathbf{C}_u)^{-1}\mathbf{x}}{2}\right)}{(2\pi)^{N/2} |z\mathbf{C}_u|^{1/2}} p_z(z)dz \quad (5)$$

N 为 \mathbf{x} 和 \mathbf{u} 的维数(此处为邻域的大小). 设 $E\{z\} = 1$, 则 $\mathbf{C}_x = \mathbf{C}_u$.

3.2 相干斑噪声模型

相干斑是 SAR 图像固有的一种确定性干涉现象, 主要由成像体散射回波信号中均值为零的随机相位的相干作用造成的, 对于单通道 SAR 图像模型, 相干斑通常被描述为一种随机乘性噪声^[13]:

$$Y = I \cdot n \quad (6)$$

其中, Y 为 SAR 图像的强度测量值, I 表示理想的图像亮度值, n 是均值为 1, 方差为 σ^2 , 且相对独立于 I 的斑点噪声随机变量.

单视 SAR 图像的相干斑在幅度上的概率密度函数服从 Rayleigh 分布, 随着独立视数的增加, 对数变换后的相干斑将近似服从 Gauss 分布. 因此我们通过对 SAR 图像作对数同态变换, 将乘性噪声转换成为加性高斯白噪声来处理:

$$\hat{Y} = \hat{I} + \hat{n}, \quad \hat{Y} = \log(|Y|) \quad (7)$$

我们采用一种启发式的先验估计形式来估计噪声标准差^[3]:

$$\hat{\sigma}_{\text{speckle}} = \frac{\text{Median}(|y_{i,j}|)}{0.6745} \quad (8)$$

其中, $y_{i,j}$ 表示含噪信号多尺度分解的高频子带系数.

3.3 基于 LD-GSM 模型的噪声估计

SAR 图像经提升 Directionlet 分解后, 其观测系数的邻域 \mathbf{y} 可用 GSM 模型表示:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{w} = \sqrt{z}\mathbf{u} + \mathbf{w} \quad (9)$$

\mathbf{w} 为零均值高斯向量, 相应的协方差矩阵为 \mathbf{C}_w . 假设 \mathbf{C}_w 对同一子带的所有邻域保持恒定.

在条件 z 下, 由式(9)得观测系数邻域协方差为 $\mathbf{C}_{y|z} = z\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_w$, 由于随机变量 $z, \mathbf{u}, \mathbf{w}$ 相互独立, 将 z 取期望代入, 得到 $\mathbf{C}_y = E\{z\}\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_w$. 不失一般性^[4,11], 可以设 $E\{z\} = 1$, 则 $\mathbf{C}_u = \mathbf{C}_y - \mathbf{C}_w$.

假定图像中信号变量的协方差 \mathbf{C}_u 变化平稳, 我们通过一个 $N \times N$ 大小的邻域对其进行估计, \mathbf{C}_y

为邻域内观测系数邻域的协方差: $\mathbf{C}_y = E\{(\mathbf{y} - \mu_y) \cdot (\mathbf{y} - \mu_y)^T\}$, 其中 $\mu_y = E\{\mathbf{y}\}$ 表示 \mathbf{y} 的期望值. 噪声邻域协方差 \mathbf{C}_w 由分解 δ 函数 $\sigma \sqrt{N_y N_x} \delta(n, m)$ 到子带计算, (N_y, N_x) 为图像大小, 此 δ 信号与噪声信号具有相同的功率谱.

我们通过观测系数的邻域 \mathbf{y} 估计每个邻域的中心系数 x_c , 利用 Bayes 最小均方估计^[4]:

$$E\{x_c | \mathbf{y}\} = \int_0^\infty p(z | \mathbf{y}) E\{x_c | \mathbf{y}, z\} dz \quad (10)$$

此方法用来计算条件 z 下的中心系数 x_c , 以后验密度 $p(z | \mathbf{y})$ 为权重的 Bayes 最小均方估计的均值. GSM 模型的重要特性在于, 系数向量的邻域 \mathbf{x} 是条件 z 下的高斯变量, 因此, 利用加性高斯白噪声的性质, 式(10)积分中的期望即为一个简单的维纳估计:

$$E\{\mathbf{x} | \mathbf{y}, z\} = z\mathbf{C}_u(z\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_w)^{-1}\mathbf{y} \quad (11)$$

我们通过矩阵 $z\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_w$ 的对角化来降低上式对 z 的依赖性^[4].

3.4 LD-GSM 去噪算法实现

基于提升 Directionlet 域 GSM 模型(LD-GSM)实现 SAR 图像噪声抑制的步骤如下:

1. 对原始 SAR 图像进行对数变换, 使其满足加性噪声假设;
2. 对变换后的系数进行提升 Directionlet 变换:
 - 2.1. 确定图像的变换方向和队列方向, 其斜率构成采样矩阵 \mathbf{M}_A ;
 - 2.2. 对噪声图像进行 \mathbf{M}_A 采样, 得到 $|\det(\mathbf{M}_A)|$ 个陪集;
 - 2.3. 对每个陪集沿变换和队列方向分别进行 n_1 与 n_2 次的一维提升小波变换, 得到相应的高频和低频系数子带;
3. 利用 GSM 模型估计各个子带系数(除低频外)噪声:
 - 3.1. 根据图像噪声标准差计算邻域噪声协方差 \mathbf{C}_w ;
 - 3.2. 估计邻域系数的协方差 \mathbf{C}_y ;
 - 3.3. 利用 \mathbf{C}_y 和 \mathbf{C}_w 估计 \mathbf{C}_u ;
 - 3.4. 简化 $E\{\mathbf{x} | \mathbf{y}, z\}$ 为局部维纳估计;
 - 3.5. 对子带中的各个邻域利用 Bayes 最小均方估计计算其中心系数 x_c ;
4. 对低频子带和经滤波处理的高频子带进行提升 Directionlet 逆变换;
5. 指数变换后, 依据选择的陪集方向将其加权综合, 得到去噪后的图像.

4 SAR 图像去噪实验

4.1 去噪性能的量化评估

常用的图像性能评价指标是均方误差 MSE (Mean Squared Error), 计算公式为

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |I(m,n) - \hat{I}(m,n)|^2 \tag{12}$$

这里, I 表示原始图像各点的灰度值, \hat{I} 表示重建恢复后图像像素的灰度值, $M \times N$ 为图像大小.

对 SAR 图像而言, 其辐射特性的保持和斑点噪声抑制能力可通过计算滤波前后图像均值 (Mean)、标准差 (Std)、等效视数 ENL (Equivalent Number of Looks) 来定量评价. ENL 用来衡量图像相干斑噪声的相对强度, 其值越高, 表明图像中的相干斑噪声越弱, 算法对噪声的平滑能力越好.

$$ENL = Mean^2 / Std^2 \tag{13}$$

另外, SAR 图像中边缘、细小特征、点目标和纹理特征的保持主要通过对比结果图像细节得到.

4.2 实验结果及分析

对比实验选取的方法包括 Lee 滤波^[1]、Gamma-MAP 滤波^[2]、小波阈值法^[3]、基于小波的 GSM 估计^[4], 其中 Lee 和 Gamma-MAP 滤波器均采用 5×5 大小的滤波窗口. 小波方法选用双正交 9-7 小波滤波器. 由于传统的阈值 $T = \sqrt{2 \log(n)} \sigma$ 经实验发现会造成图像的过分平滑, 致使滤波后图像丢失大量边缘信息, 所以在本文实验中选取的阈值为 $T = 1.5 \sigma$ ^[14], σ 表示噪声标准差. 对 256×256 和 512×512 大小的图像分别使用 4 层和 5 层分解. 本文方

法中各向异性小波基选用 AWT(2, 1), 由 CDF9-7 小波滤波器构造. 虽然 Directionlet 可以构造多个不同的变换方向, 但会相应地增加计算复杂度, 因此本文实验选取 4 个变换方向, 分别为 $0^\circ, 90^\circ, 45^\circ$ 和 -45° 方向, 对应的采样矩阵为

$$\begin{aligned} M_1 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, & M_2 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \\ M_3 &= \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, & M_4 &= \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

实验选取边缘和细节信息比较丰富的真实 SAR 图像对本文提出的 LD-GSM 方法进行评估. 图 3 是一幅 X 波段的田野 SAR 图像, 分辨率为 3m, 右下角是城镇, 均匀区域是田地, 从左上角到中间的亮目标是树林, 可以看到原图像受到较强的斑点噪声影响. 图 6(a) 和图 7(a) 分别是农田和机场 SAR 图像.

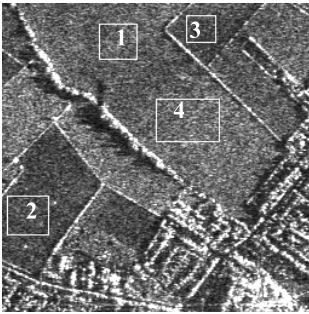


图 3 田野 SAR 图像

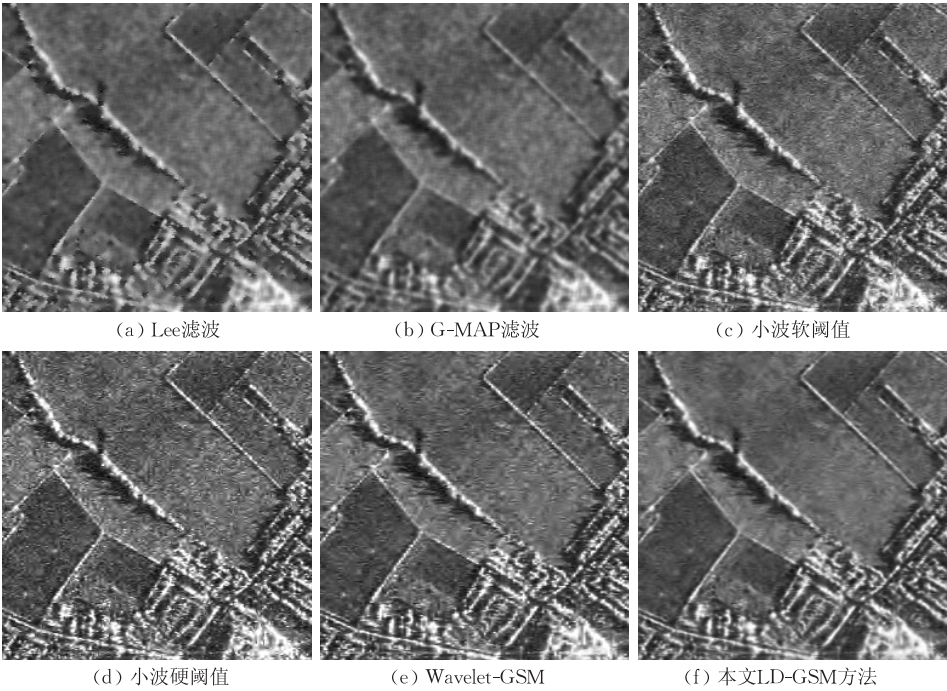


图 4 田野 SAR 图像去噪结果

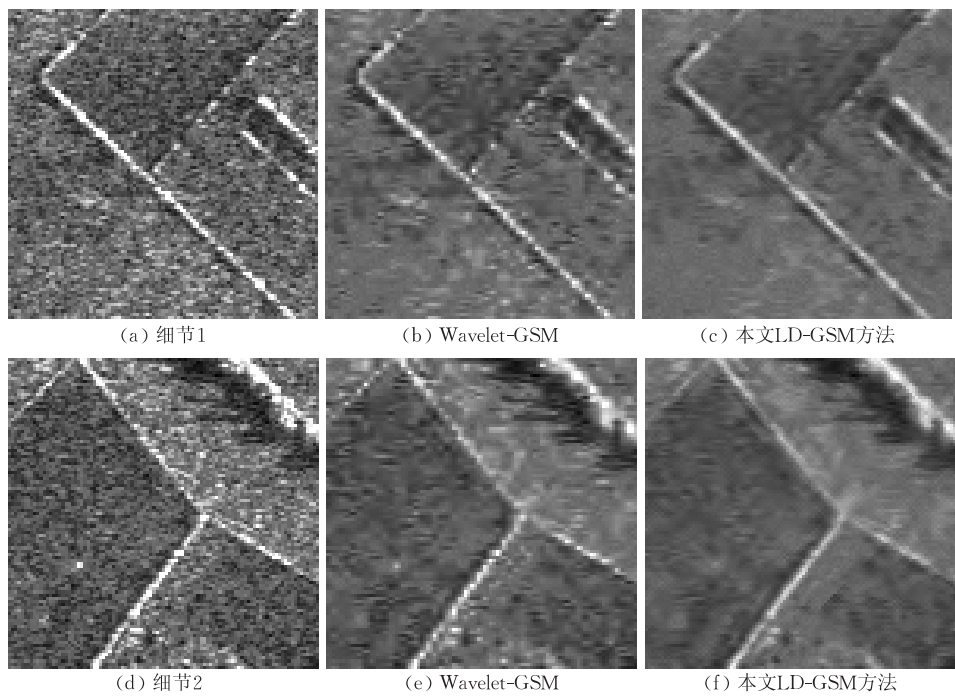


图 5 田野 SAR 图像去噪结果细节放大图

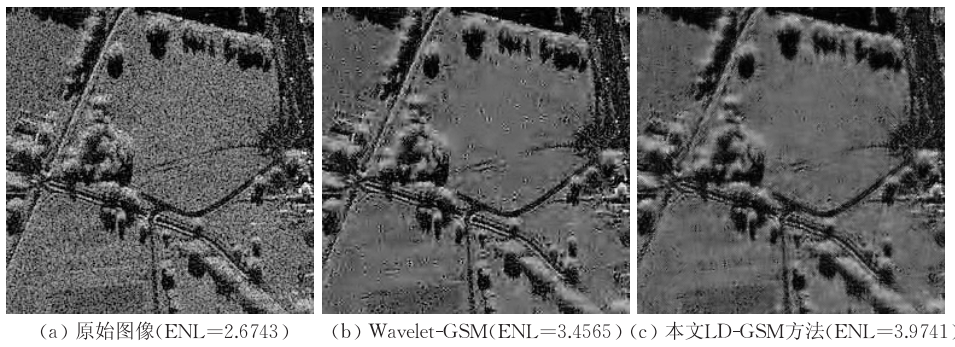


图 6 农田 SAR 图像去噪结果

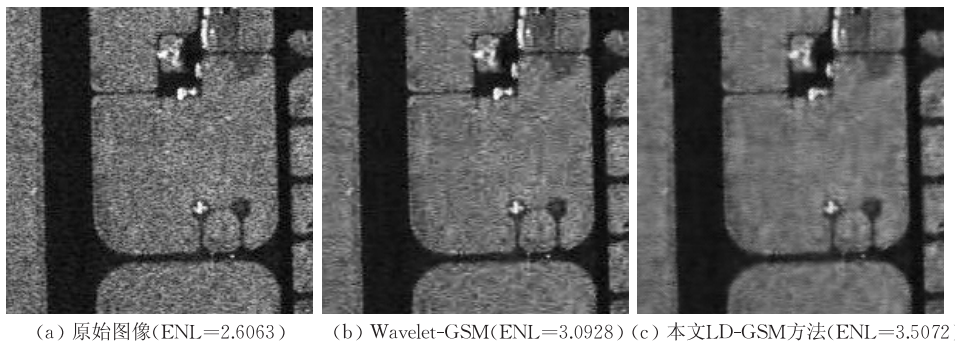


图 7 机场 SAR 图像去噪结果

图 4(a)~(f)为各方法对田野图像去噪的结果。从图(a)、(b)可以看出, Lee 滤波和 G-MAP 滤波对图像的斑点噪声进行了较好的平滑,但边界模糊,图像细节信息丢失严重。图(c)、(d)分别是小波软、硬阈值法的处理结果,其均匀区域不够平滑,说明噪声滤除能力有限。图(e)为基于小波域 GSM 方法处理

后的图像,其均匀区域滤波不够彻底,边缘部分存在一定失真。图(f)为本文 LD-GSM 方法进行斑点噪声抑制的结果,有效滤除了斑点噪声,提高了整体清晰度,在图像质量和视觉效果方面均有较大改善。图 5 为田野图像滤波后的细节放大图,对比发现小波域 GSM 方法在边缘处存在明显的“振铃效应”,

而本文方法则较好地保持了图像的边缘等细节特征,同时提高了图像均匀区域的平滑性.

表 1 列出了上述方法对田野 SAR 图像滤波后的各项性能指标. $ENLBlock1\sim ENLBlock4$ 分别表示图 3 中选定的 4 块均匀区域的 ENL 值. 通过对比图像均匀区域与整体的滤波性能,本文方法均优于小波阈值法和基于小波的 GSM 方法. Lee 滤波和

G-MAP 滤波的整体等效视数略高于本文方法,这是对斑点噪声过度平滑所致,观察图 4(a)、(b)可发现其可视性降低. 图 6(b)、(c)及图 7(b)、(c)分别给出了基于小波的 GSM 方法以及本文方法对农田和机场 SAR 图像的去噪结果. 本文 LD-GSM 方法在 ENL 的提高及图像质量的改善两方面均优于 Wavelet-GSM 方法,再次验证了其有效性.

表 1 各方法对田野 SAR 图像去噪性能对比

方法	$ENLBlock1$	$ENLBlock2$	$ENLBlock3$	$ENLBlock4$	$Mean$	Std	ENL
原图	9.9880	10.1613	10.5194	12.0920	106.87	53.73	3.96
Lee 滤波	59.4207	68.3167	72.4358	134.0842	100.18	34.68	8.34
G-MAP 滤波	59.9064	70.3600	79.0555	134.3222	98.22	31.71	9.59
小波软阈值	28.8055	28.7035	33.5920	48.0297	102.08	40.66	6.31
小波硬阈值	11.3307	11.2482	11.8331	14.3322	106.23	52.48	4.10
Wavelet-GSM	34.7596	30.7865	34.3036	58.1954	103.09	44.22	5.43
本文方法	72.5969	72.5969	89.9423	163.3327	101.33	38.65	6.87

5 结 论

作为 SAR 图像的固有特征,相干斑噪声的存在影响了对原始 SAR 图像的解读和分析,因此对其进行滤波预处理是十分必要的. 文中针对此问题提出一种提升 Directionlet 域高斯混合尺度模型的相干斑噪声抑制算法 LD-GSM. 对真实 SAR 图像的去噪结果验证了本文方法是行之有效的,在去噪性能和视觉效果方面较之小波等方法均有明显改善,且较完整地保持了图像边缘等细节信息. 本文工作表明,从图像的统计特性或概率模型出发能捕捉更为本质的图像信息;此外,多尺度几何分析基础上的图像建模也有着广泛的应用前景,这将作为我们下一步研究的主要内容.

参 考 文 献

[1] Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1980, 2(2): 165-168

[2] Baraldi A, Parmigiani F. A refined Gamma MAP SAR speckle filter with improved geometrical adaptivity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(5): 1245-1257

[3] Donoho D L. Denoising by soft-thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627

[4] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, Simoncelli E P. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(11): 1338-1351

[5] Xie H, Pierce L E, Ulaby F T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling. *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, 2002, 40(10): 2196-2212

[6] Velisavljević V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, Dragotti P L. Approximation power of Directionlets//*Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2005)*. Genova, Italy, 2005, 1: 1-741-4

[7] Velisavljević V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, Dragotti P L. Directionlets: Anisotropic multi-directional representation with separable filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(7): 1916-1933

[8] Candès E J. Ridgelets: Theory and applications[Ph. D. dissertation]. Department of Statistics, Stanford University, 1998

[9] Donoho D L. Wedgelets: Nearly-minimax estimation of edges. *Annals Statistics*, 1999, 27(3): 857-897

[10] Starck J L, Candès E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(6): 670-684

[11] Andrews D F, Mallows C L. Scale mixtures of normal distributions. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 1974, 36(1): 99-102

[12] Sweldens W. The lifting scheme: A construction of second generation wavelets. *SIAM Journal Mathematical Analysis*, 1997, 29(2): 511-546

[13] Arsenault H H, April G. Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transformed. *Journal of the Optical Society of America*, 1976, 66(11): 1160-1163

[14] Achim A, Tsakalides P, Bezerianos A. SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy-tailed modeling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(8): 1773-1784



BAI Jing, born in 1982, Ph. D. candidate. Her research interests include SAR image processing, multiscale geometric analysis.

HOU Biao, born in 1974, Ph. D. , associate professor.

Background

In spite of the success of the standard wavelet transform in image processing in recent years, the efficiency of its representation is limited by the spatial isotropy of its basis functions built in the horizontal and vertical directions. Sparse representation of geometrical features in images, as very important visual perception elements, has been a topic of high interest in the last decade. Many multiscale geometric analysis (MGA) methods have been proposed and applied successfully in image processing and analysis.

Directionlets is regarded as a new MGA tool which provides a much wider framework for an efficient description for multi-dimension signals. The transform remains the separable filtering and subsampling and the simplicity of computations and filter design from the standard two-dimension wavelet transform. During the research on SAR image processing, this paper provides a denoising algorithm based on lifting Directionlet domain GSM model, which achieves a bet-

ter denoised result compared with the wavelets and some other conventional approaches.

WANG Shuang, born in 1978, Ph. D. , associate professor. Her research interests include multiscale geometric analysis, image processing and etc.

JIAO Li-Cheng, born in 1959, professor, Ph. D. supervisor. His current research interests include intelligent information processing, image perception and recognition and etc.

This work is supported by the National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China under grant No.2007AA12Z136; the National Basic Research Program of China (973 Program) under grant No.2006CB705700; the National Natural Science Foundation of China under grant No.60672126; the National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China No.20050701013.

This group has been working on the mechanisms and applications of MGA tools, including image processing (e.g. image denoising, image fusion, image segmentation and etc). So far, they have obtained some achievements in this area. Lots of papers are published in the international proceedings and journals on this topic.