

# ND-GSM 模型的采样矩阵方向优化及 SAR 图像去噪

陈双叶 周耳江 吴 强  
(北京工业大学电控学院 北京 100124)

**摘 要** 将非下采样 Directionlet 变换(Nonsampled Directionlet, ND)和高斯混合尺度(GSM)模型相结合,提出了基于 ND-GSM 模型的采样矩阵方向优化算法并将其应用于 SAR 图像去噪。首先,将 SAR 图像的分割子图进行二进小波变换,从而确定 SAR 图像的方向优化采样矩阵,然后在各个子图中将 GSM 模型引入采样矩阵方向优化的非下采样 Directionlet 变换域中,构造了采样矩阵方向优化的非下采样 Directionlet 域分解系数的邻域模型(ND-GSM),最后利用 Bayes 最小均方估计进行子图变换域的局部去噪,并合成去噪后的分割子图,得到去噪后的 SAR 图像。该方法解决了当非下采样 Directionlet 基函数的方向与图像中各向异性目标不一致时图像的逼近效果差的问题。仿真实验结果表明,该方法能充分体现邻域间系数的相关性,同时在图像边缘等细节特征保持方面具有明显优势,明显改善了图像视觉效果,取得了比空域滤波及小波方法更优的去噪性能。

**关键词** 非下采样 Directionlet 变换,高斯混合尺度模型(GSM),采样矩阵方向优化,SAR 图像  
中图分类号 TN919.8 文献标识码 A

## Direction Optimization of Sampling Matrix and SAR Image Denoising in ND-GSM Model

CHEN Shuang-ye ZHOU Er-jiang WU Qiang  
(College of Electronic Control, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract** A new improved algorithm of the sampling matrix direction based on the model of ND-GSM combining with the nonsampled Directionlet transform and the model of Gaussian scale mixtures was presented. First, binary wavelet transform is applied to segment subgraphs of SAR image to determine the sampling matrix of optimizing direction of SAR image. Then, by combining nonsampled Directionlet transform which optimizes the direction of the sampling matrix with Gaussian scale mixtures in the segmentation subgraphs, the marginal distributions of neighbor coefficients in the nonsampled Directionlet domain with the sampling matrix of direction optimization are modeled. Finally, for removing the speckle noise, the Bayes least square estimation is adopted to evaluate each coefficient. The denoised segmentation subgraphs is composed to obtain the SAR image after denoising. The method solves the phenomenon that image approximation effect is bad when the direction of nonsampled Directionlet basis function and the direction of the image anisotropic target is inconsistent. Simulation results show that the method can fully reflect strong correlation among the amplitudes of neighbor coefficients, have obvious advantage in image detail preservation, improve the image visual effect and achieve a better denoising performance than the spatial filtering and wavelet method.

**Keywords** Nonsampled directionlet transform, Gaussian scale mixtures, Direction optimization of sampling matrix, SAR image

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 图像一种固有的确定性干涉现象,因此,抑制相干斑噪声成为 SAR 图像处理的一个重要环节。

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、Gamma-MAP 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。近二十年来,小波分析<sup>[1,2]</sup>在 SAR 图像处理方面取得了较成功的应用。1995 年 Donoho 等人提出对小波系数进行阈值处理来达到去噪的目的,此后小波阈值去噪方法被广泛应用于各种去噪处理中,并取得了巨大成功。但是由一维小波通过张量积而形成的二维可分离小波变换(Separable wavelet)只具有有限个方向,不能“最优”表示含线或者面奇异的二维图像。针对这个至关重要的问题,许多学者提出了“多尺度几何分析”(Multiscale Geometric Analysis, MGA)研究方法。

2004 年由 Vladan Velisavljevic 和 Baltasar Beferull Loza-

本文受国家自然科学基金资助项目(51278011)资助。

陈双叶(1970—),男,博士,副教授,主要研究方向为智能控制与嵌入式系统, E-mail: chenshuangye@bjut.edu.cn; 周耳江(1990—),男,硕士生,主要研究方向为 DSP 及嵌入式系统, E-mail: 261763382@qq.com; 吴 强(1970—),男,硕士,副教授,主要研究方向为 DSP 及嵌入式系统, E-mail: 261763382@qq.com。

no 等人最初提出的 Directionalet(方向小波)<sup>[3,4]</sup>是一种新的多尺度几何分析工具,是以一维小波为基础,对小波变换在多方向上的扩展。它继承了小波变换可分性的特点,根据计算机图形学中数字化线段的理论和整数栅格理论,构造了多方向框架和多方向小波基。方向小波克服了标准二维小波在图像处理中不能很好地捕获图像方向特性的缺点,是 Contourlet(轮廓小波)<sup>[5,6]</sup>之后,基于离散域的又一种新的有效的图像处理工具。

非下采样的 Directionlet 变换(Nonsubsampled Directionlet, ND)<sup>[7-9]</sup>在 Directionlet 变换的基础上改变了陪集的滤波方式,不再进行下采样,从而产生的冗余性使得变换系数之间具有更好的相关性,而且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)<sup>[10]</sup>模型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。可是非下采样 Directionlet 变换的方向选取都是固定的角度,没有根据图像的特征进行变换,在图像直线边缘处有划痕和失真现象。

因此,本文提出了非下采样 Directionlet 域高斯混合尺度(ND-GSM)模型的采样矩阵方向优化算法,并将其应用于 SAR 图像去噪,在分割子图中将采样矩阵优化的非下采样 Directionalet 变换与 GSM 算法相结合,构造采样矩阵方向优化的 ND-GSM 分解系数的邻域模型,利用 Bayes 最小均方估计对子图变换域进行局部去噪,最后合成去噪后的分割子图。仿真实验结果表明,该方法能够有效抑制相干斑噪声,较完整地保持图像中的边缘等细节信息,更加充分地体现邻域间系数的相关性,获得良好的视觉效果,其综合性能指标均优于小波等其他方法。

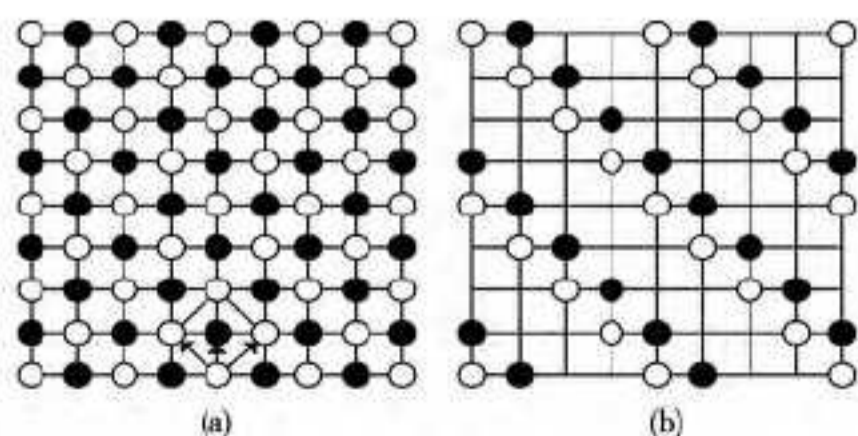
## 1 非下采样 Directionlet 变换采样矩阵的方向优化

### 1.1 整数格及陪集分解

格理论<sup>[11]</sup>是代数学的派生,在通信和图像处理等方面应用广泛。根据整数格理论,人们提出了方向小波等图像处理工具。由两组线性无关向量的线性组合构成的点的集合,称为满秩整数格  $\Lambda$ 。整数格  $\Lambda$  可以由一个不唯一的生成矩阵  $M_\Lambda$  表示:

$$M_\Lambda = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix}, a_1, a_2, b_1, b_2 \in \mathbb{Z}^2 \quad (1)$$

其中,  $\Lambda = \{c_1 d_1 + c_2 d_2, c_1, c_2 \in \mathbb{Z}\}$ , 格空间  $\mathbb{Z}^2$  可以被分为  $|\text{deg}(M_\Lambda)|$  个关于整数格  $\Lambda$  的陪集。每个陪集分别对应于位移矢量  $S_k$ , 其中  $k=0, 1, 2, \dots, |\text{deg}(M_\Lambda)| - 1$ , 沿向量  $d_1$  (斜率  $r_1 = b_1/a_1$ ) 的方向称为变换方向,沿向量  $d_2$  (斜率  $r_2 = b_2/a_2$ ) 的方向称为队列方向。如图 1(a) 所示,以生成矩阵  $M_\Lambda$  为例,整个格空间的点被分成实心点和空心点两个陪集,位移矢量分别为  $S_0$  和  $S_1$ 。



$$M_\Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \cdot S_0 = [0, 0] + S_1 = [0, 1]$$

图 1 一维滤波示意图

### 1.2 非下采样的 Directionlet 变换

标准二维小波变换,沿水平方向和垂直方向所进行的一维小波变换的次数相等。在各向异性的小波变换(AWT)中,在一个尺度上有  $n_1$  次水平方向的一维小波变换和  $n_2$  次垂直方向的一维小波变换,  $n_1$  并不一定等于  $n_2$ , AWT 在低通频带重复迭代。这样的各向异性的小波变换记为  $\text{AWT}(n_1, n_2)$ , 它的各向异性率为  $\rho = n_1/n_2$ , 决定  $\text{AWT}(n_1, n_2)$  基函数的延伸程度。图 2 示出了各向异性小波变换的频域分解结构示意图和其低通频带迭代的例子,采用的各向异性变换是  $\text{AWT}(2, 1)$ , 图 3 给出了变换各向异性小波频率分解步骤。

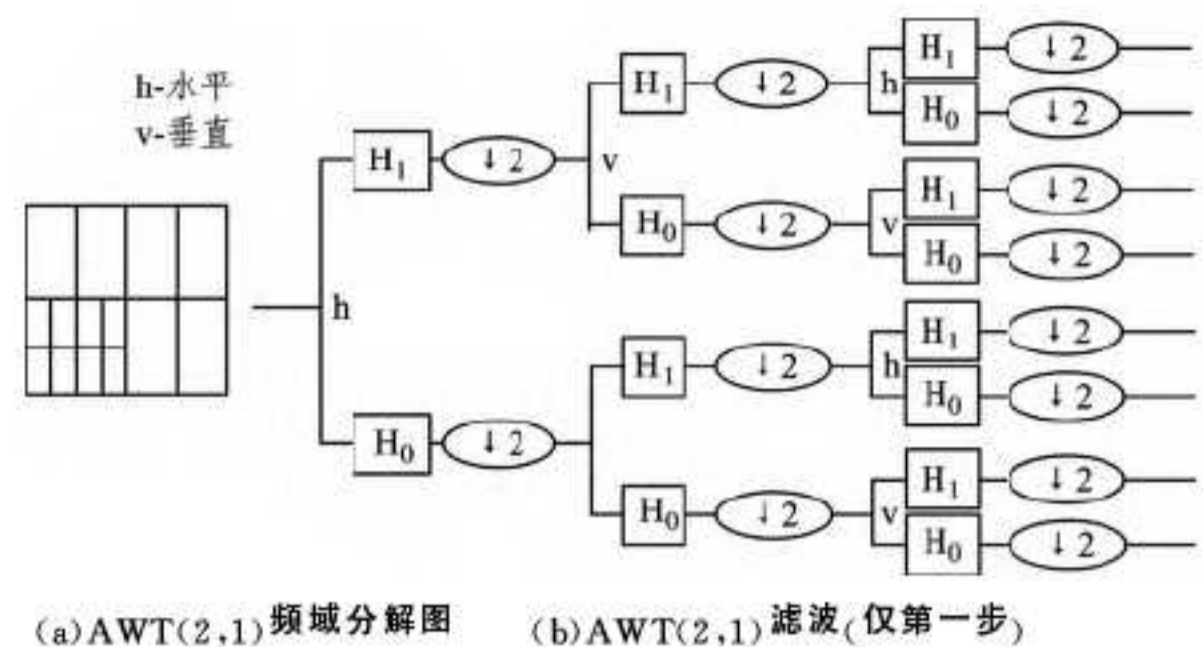


图 2 AWT(2,1) 变换

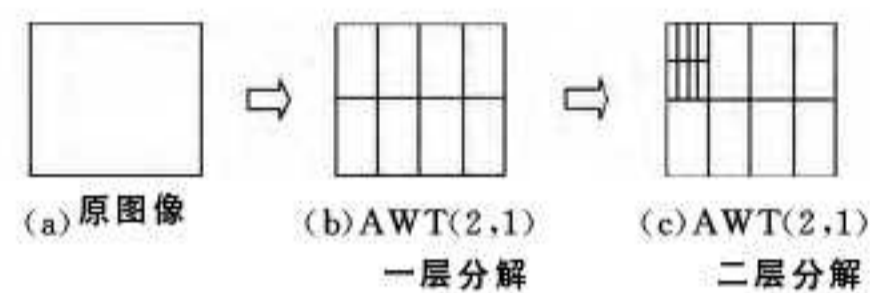


图 3 变换各向异性小波频率分解步骤

Directionlet 是一种新的基于边缘的图像表示工具,采用基于整数格的最佳重构和临界采样来构造各向异性的多方向小波变换,其基函数表示为多方向的斜各向异性小波变换  $S$ - $\text{AWT}(M_\Lambda, n_1, n_2)$ 。Directionlet 变换通过对图像进行采样矩阵  $M_\Lambda$  的采样,得到  $|\text{deg}(M_\Lambda)|$  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  $\text{AWT}(n_1, n_2)$  分别进行一维滤波和下采样,得到图像的稀疏表示。每个陪集上的一维滤波操作过程见图 1。

文中将平稳小波对低、高通滤波器的输出系数不再进行二进位采样(下采样),即将在数据卷积之前对高通和低频滤波器进行插值的思想引入到各向异性小波变换中。这样小波系数和尺度系数就与原始信号等长,得到与原始 SAR 图像大小一样的频域图像且保持了分解的各向异性的特征,产生的冗余性使得系数之间有更好的相关性,而且此种分解方法可以达到完全重构。

因此文中将平稳小波变换和 Directionlet 变换相结合,得到非下采样的 Directionlet 变换。非下采样的 Directionlet 变换仍然是基于整数格的各向异性变换,只是在陪集中的滤波方式改变了。非下采样 Directionlet 变换的具体实现步骤可总结如下:

- (1) 选择图像的变换方向以及队列方向,其斜率构成采样矩阵  $M_\Lambda$ ;
- (2) 对图像进行  $M_\Lambda$  采样,得到  $|\text{deg}(M_\Lambda)|$  个陪集;
- (3) 对每个陪集分别进行非下采样变换,得到各个相应的非下采样 Directionlet 的系数子带。

非下采样 Directionlet 变换分解框图如图 4 所示。

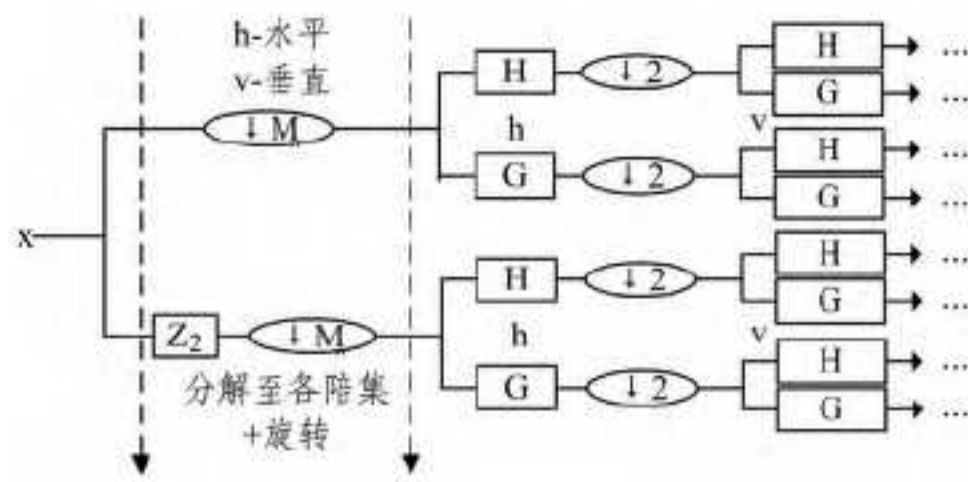


图4 非下采样 Directionlet 变换分解框图

### 1.3 非下采样 Directionlet 变换采样矩阵的方向优化算法

由于非下采样的 Directionlet 的基函数是各向异性,而且是多方向的,它的方向直接与图像中各向异性目标的方向相关。当非下采样的 Directionlet 基函数的方向与图像中各向异性目标一致时,能较好跟踪图像中的线或边缘,对图像的逼近效果较好,不一致时,逼近效果则很差甚至退化为小波。现有的非下采样的 Directionlet 变换,变换方向和队列方向都是任意选取的,比如  $0^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $45^\circ$  和  $-45^\circ$ ,因此限制了它对图像的逼近性能。所以寻求图像中各向异性目标的主要方向,使非下采样的 Directionlet 变换的变换方向和队列方向尽可能地与图像各向异性目标的主要方向匹配,成为一个至关重要的问题。

二进小波变换<sup>[12]</sup>是一种本身带有强烈方向性的小波函数,这使得它在图像的奇异性检测和特征提取方面得到了广泛的应用。利用二进小波变换,可以对图像的边缘方向进行可能性度量。

因此,尝试利用二进小波变换寻找图像的主要方向应用到非下采样 Directionlet 变换<sup>[13]</sup>,从而得到方向优化的非下采样 Directionlet 变换的采样矩阵,使非下采样 Directionlet 变换适用于更多具有奇异性目标的图像。设  $h(i, j)$  和  $v(i, j)$  分别为图像  $f(i, j)$  在水平方向和垂直方向的二进小波变换细节图,则  $(i, j)$  位置处的边缘方向  $\theta$  可用  $\alpha$  来进行度量,其中:

$$\alpha = \arctan \frac{v(i, j)}{h(i, j)} \quad (2)$$

结合二进小波变换对图像边缘方向的度量,首先对图像进行空间分割,并统计每个分割子图的主要方向,对接近水平和垂直的方向进行近似处理,求得非下采样 Directionlet 变换的变换方向和队列方向,进而构造非下采样 Directionlet 变换方向优化的采样矩阵  $M_\Delta$ 。具体实现步骤如下:

(1) 对图像进行几何平面分割,要求被分割图像的水平分辨率和垂直分辨率相等且都为 64 的整数倍,该整数倍数值即为分割的次数,分割后的子图尺寸像素大小应为  $64 \times 64$ 。

(2) 对各子图进行二进小波变换,得到水平方向细节图  $h(i, j)$  和垂直方向的细节图  $v(i, j)$ , 其中  $(i, j)$  是当前子带中二进小波变换系数的位置  $(i, j = 1, 2, \dots, 64)$ 。

(3) 根据  $h(i, j)$  和  $v(i, j)$ , 计算分割子图在  $(i, j)$  处的方向  $\theta(i, j)$ :

$$\textcircled{1} \theta(i, j) = \frac{\pi}{2}, \text{ 若 } v(i, j) \gg h(i, j);$$

$$\textcircled{2} \theta(i, j) = 0, \text{ 若 } h(i, j) \gg v(i, j);$$

$$\textcircled{3} \theta(i, j) = \arctan \frac{v(i, j)}{h(i, j)}, \text{ 其它情况。}$$

(4) 统计各分割子图的值,找出出现次数最多的两个方向  $\theta_1$  和  $\theta_2$ 。如果有两个相邻子图像的主要方向基本一致,

$$|\theta_1 - \theta_1'| < \frac{\pi}{36} (5^\circ), |\theta_2 - \theta_2'| < \frac{\pi}{36} (5^\circ) \quad (3)$$

其中,  $\theta_1, \theta_2$  是其中一个分割子图的主要方向,  $\theta_1'$  和  $\theta_2'$  是与之相邻的分割子图的主要方向,则将这两个相邻的子图像进行合并。

(5) 由主要方向得到近似有理斜率  $r_1$  和  $r_2, r_1 \approx \arctan \theta_1 = b_1/a_1, r_2 \approx \arctan \theta_2 = b_2/a_2$ , 根据  $r_1$  和  $r_2$  构造非下采样 Directionlet 变换的方向优化的采样矩阵:

$$M_\Delta = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中,  $a_1, a_2, b_1$  和  $b_2$  都是整数。

确定了方向优化的采样矩阵  $M_\Delta$  后,接下来沿变换方向和队列方向对各子图像进行采样矩阵为  $M_\Delta$  的斜各向异性小波变换 S-AWT( $n_1, n_2$ ), 就得到整幅图像各向异性率为  $\rho (\rho = n_1/n_2)$  的非下采样 Directionlet 变换的系数。

## 2 基于采样矩阵方向优化的 ND-GSM 模型的 SAR 图像去噪

高斯混合尺度(GSM)模型能最大逼近非高斯边缘响应,具有较完备的数学框架,在图像处理方面得到了成功的应用。因此,本文采用高斯混合尺度模型来构造采样矩阵方向优化的非下采样 Directionlet 域分解系数的邻域模型(ND-GSM)<sup>[14]</sup>。

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,因此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。

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

$N$  为  $x$  和  $u$  的维数(此处为邻域的大小)。设  $E\{z\} = 1$ , 则  $c_x = c_u$ 。

$$p_x(x) = \int p(x|z) p_z(z) dz = \int \frac{\exp(-\frac{x^T(zC_u)^{-1}x}{2})}{(2\pi)^{N/2} |zC_u|^{1/2}} p_z(z) dz \quad (5)$$

### 2.2 相干斑噪声模型

相干斑噪声是 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。对于单通道 SAR 图像模型,相干斑通常被描述为随机乘性噪声,表示为:

$$I(x, y) = R(x, y) \cdot F(x, y) \quad (6)$$

其中,  $I$  表示观测到的、受污染的 SAR 图像,  $R$  是没有噪声干扰的理想 SAR 图像,  $F$  表示斑点噪声。

而文中介绍的降噪方法是基于加性噪声的,所以不能直接将其用于 SAR 图像的去噪处理。为了解决这个问题,对 SAR 图像进行对数运算,将式(6)中的乘法运算变成了加法

运算,乘性噪声也变为了加性噪声,如式(7)所示。这样各种基于加性噪声的去噪方法都可以用于 SAR 图像。

$$\log(I(x,y))=\log(R(x,y))+\log(F(x,y)) \quad (7)$$

### 2.3 基于 GSM 模型的噪声估计

SAR 图像经采样矩阵优化的非下采样的 Directionlet 分解后,其观测系数的邻域  $y$  可用 GSM 模型表示:

$$y=x+w=\sqrt{z}u+w \quad (8)$$

其中,  $w$  为零均值高斯向量,相应的协方差矩阵为  $C_w$ ,假设  $C_w$  对同一子带的所有邻域保持恒定。

在条件  $z$  下,由式(8)可得观测系数邻域协方差为  $C_{y|z}=zC_u+C_w$ ,由于随机变量  $z,u,w$  相互独立,将  $z$  取期望代入,得到  $C_y=E\{z\}C_u+C_w$ 。不失一般性,可以设  $E\{z\}=1$ ,则:

$$C_u=C_y-C_w \quad (9)$$

假定图像中信号变量的协方差  $C_u$  变化平稳,我们通过一个  $N \times N$  大小的邻域对其进行估计,  $C_y$  为邻域内观测系数邻域的协方差:

$$C_y=E\{(y-\mu_u) \cdot (y-\mu_u)^T\} \quad (10)$$

其中,  $\mu_y=E\{y\}$  表示  $y$  的期望值。

噪声领域协方差由  $C_w$  分解函数:

$$\sigma \sqrt{N_y N_x} \delta(n,m) \quad (11)$$

其中,  $(N_y, N_x)$  为图像大小,此  $\delta$  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  $y$  估计每个邻域的中心系数  $x_c$ ,利用 Bayes 最小均方估计:

$$E\{x_c|y\}=\int_0^{\infty} p(z|y)E\{x_c|y,z\}dz \quad (12)$$

此方法用来计算条件  $z$  下的中心系数  $x_c$  和以后验密度  $p(z|y)$  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  $x$  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(12)积分中的期望即为一个简单的维纳估计<sup>[15,16]</sup>:

$$E\{x|y,z\}=zC_u(zC_u+C_w)^{-1}y \quad (13)$$

我们通过矩阵  $zC_u+C_w$  的对角化来降低上式对  $z$  的依赖性。

### 2.4 基于采样矩阵方向优化的 ND-GSM 模型的 SAR 图像去噪算法

基于采样矩阵方向优化的非下采样 Directionlet 域 GSM 模型实现 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. 进行采样矩阵方向优化的非下采样 Directionlet 变换;

2.1. 对图像进行空间分割,根据图像的大小决定分割的次数,子图尺寸大小为  $64 \times 64$ ;

2.2. 对各子图进行二进小波变换,最后确定方向优化的采样矩阵  $M_A$ ;

2.3. 对各分割子图进行采样矩阵为  $M_A$  的采样,得到  $|\det(M_A)|$  个陪集;

2.4. 对分割子图的每个陪集分别进行非下采样 Directionlet 变换(见图 5),得到各个分割子图相应的高频和低频系数子带;

3. 在分割子图中利用 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  $C_w$ ,估计邻域系数的协方差  $C_y$ ;

3.2. 根据式(11),利用  $C_y$  和  $C_w$  估计  $C_u$ ;

3.3. 简化  $E\{x|y,z\}$  为局部维纳估计;

3.4. 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非下采样 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,重构各个分割子图;

6. 将重构的各分割子图按其在原图像中的位置合成,得到去噪后的图像。

## 3 图像去噪实验

### 3.1 去噪性能的量化评估

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。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。

$$ENL=Mean^2/Std^2 \quad (14)$$

### 3.2 实验结果及分析

为了验证本方法的优越性,对比实验选取的方法包括: Lee 滤波、Gamma-MAP 滤波、小波软阈值法、Directionlet( $\pm 45^\circ$ )Bayes 阈值法(DT-Bayes),其中 Lee 和 Gamma-MAP 滤波器均采用  $5 \times 5$  大小的滤波窗口,小波方法选取 db9-7 作为小波基,小波软阈值方法选取的阈值为  $T=\hat{\sigma} \sqrt{\log N}$ ,  $\sigma$  表示噪声标准差。

本文方法中各向异性小波基选用 AWT(2,1),虽然 Directionlet 可以构造多个不同的变换方向,但也会相应地增加计算复杂度,因此本文实验选取 2 个变换方向,分别为  $45^\circ$  和

$-45^\circ$  方向,对应的采样矩阵为:  $M_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $M_2 =$

$$\begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}。$$

图 5 给出了本文方法和其他对比方法对田野图像去噪的结果。从图 5(b)、图 5(c)可以看出, Lee 滤波和 Gamma-MAP 滤波对图像的斑点噪声进行了较好的平滑,但从图 6 和图 7 可以看出 Lee 滤波和 Gamma-MAP 滤波后边界模糊,图像细节信息丢失严重。图 5(d)分别是小波软阈值法的处理结果,其比较平滑,但是图像细节部分严重丢失,说明噪声滤除能力有限。图 5(e)为 DT-Bayes 阈值方法处理后的图像,均匀区域较平滑,但由于 Directionlet 变换方向选取的是  $\pm 45^\circ$ ,没有根据图像的特征进行变换,在图像直线边缘处有划痕和失真现象。图 5(f)为本文采样矩阵方向优化的 ND-GSM 方法进行斑点噪声抑制的结果,有效滤除了斑点噪声,田野沿及边缘的纹理比较清晰,其它均匀区域较平滑,失真较少,并且有较高的峰值信噪比,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。

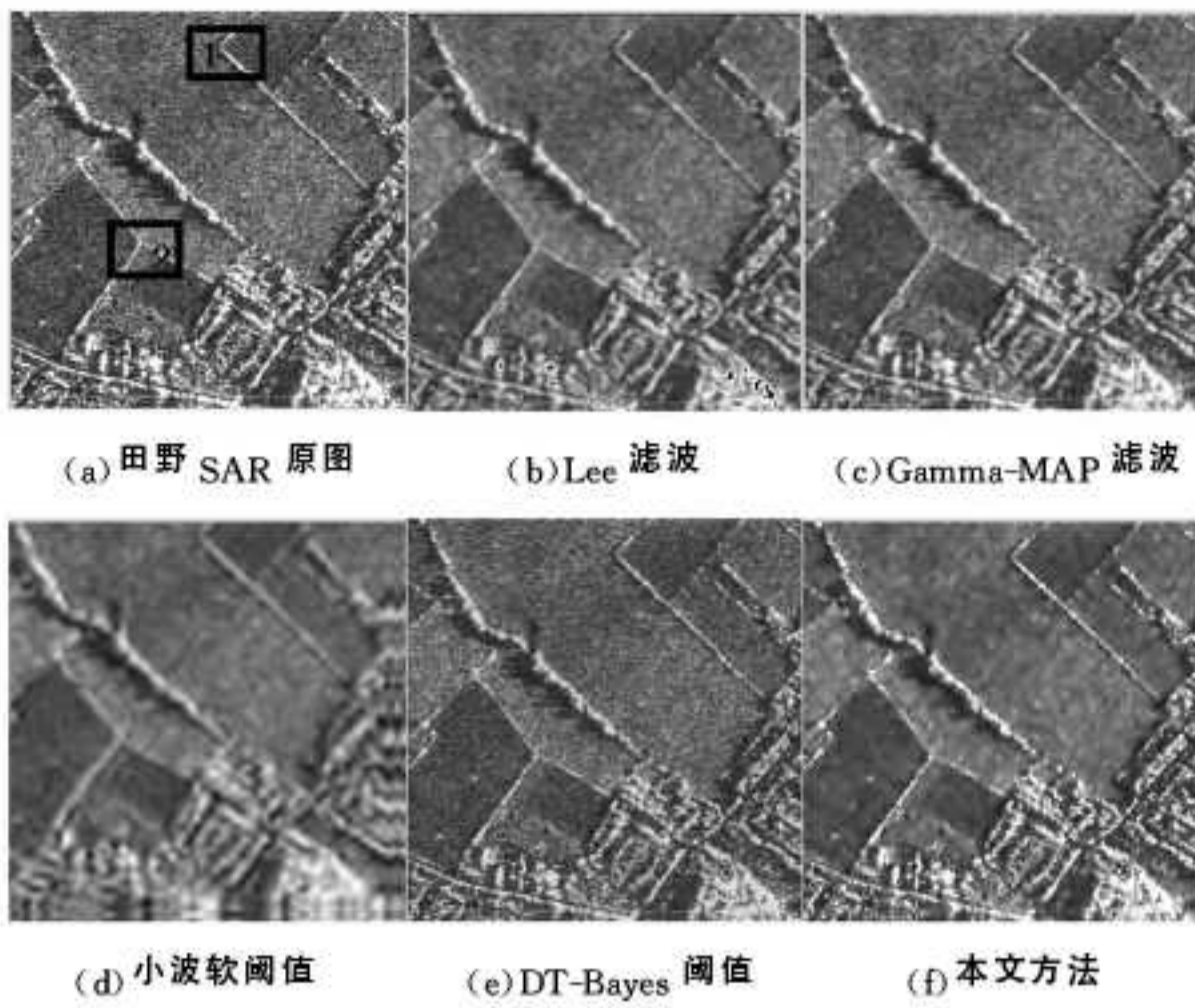


图5 田野 SAR 图像去噪结果

图6和图7为田野图像滤波后的细节放大图,对比发现,小波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。

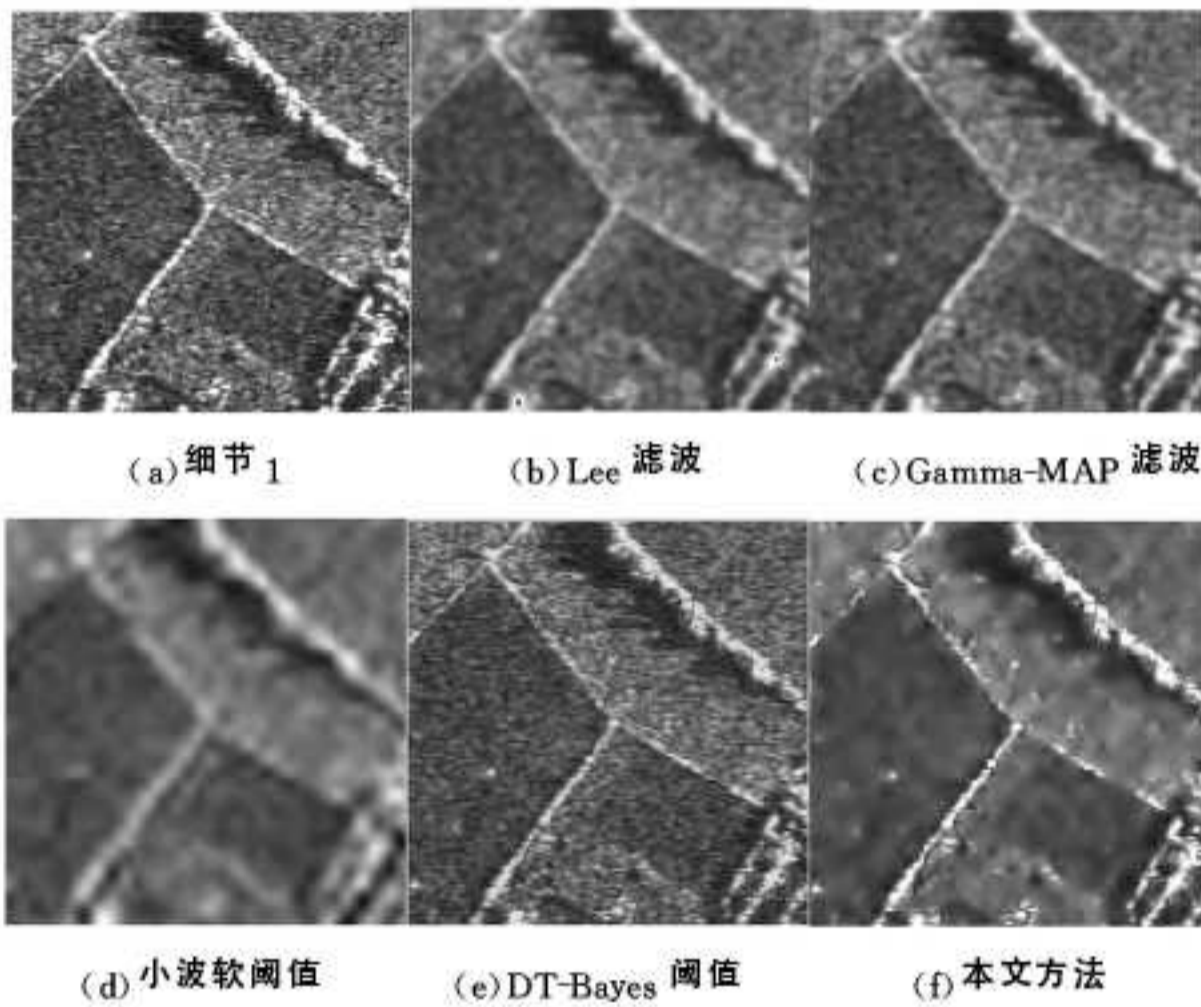


图6 田野 SAR 图像去噪细节1放大效果图

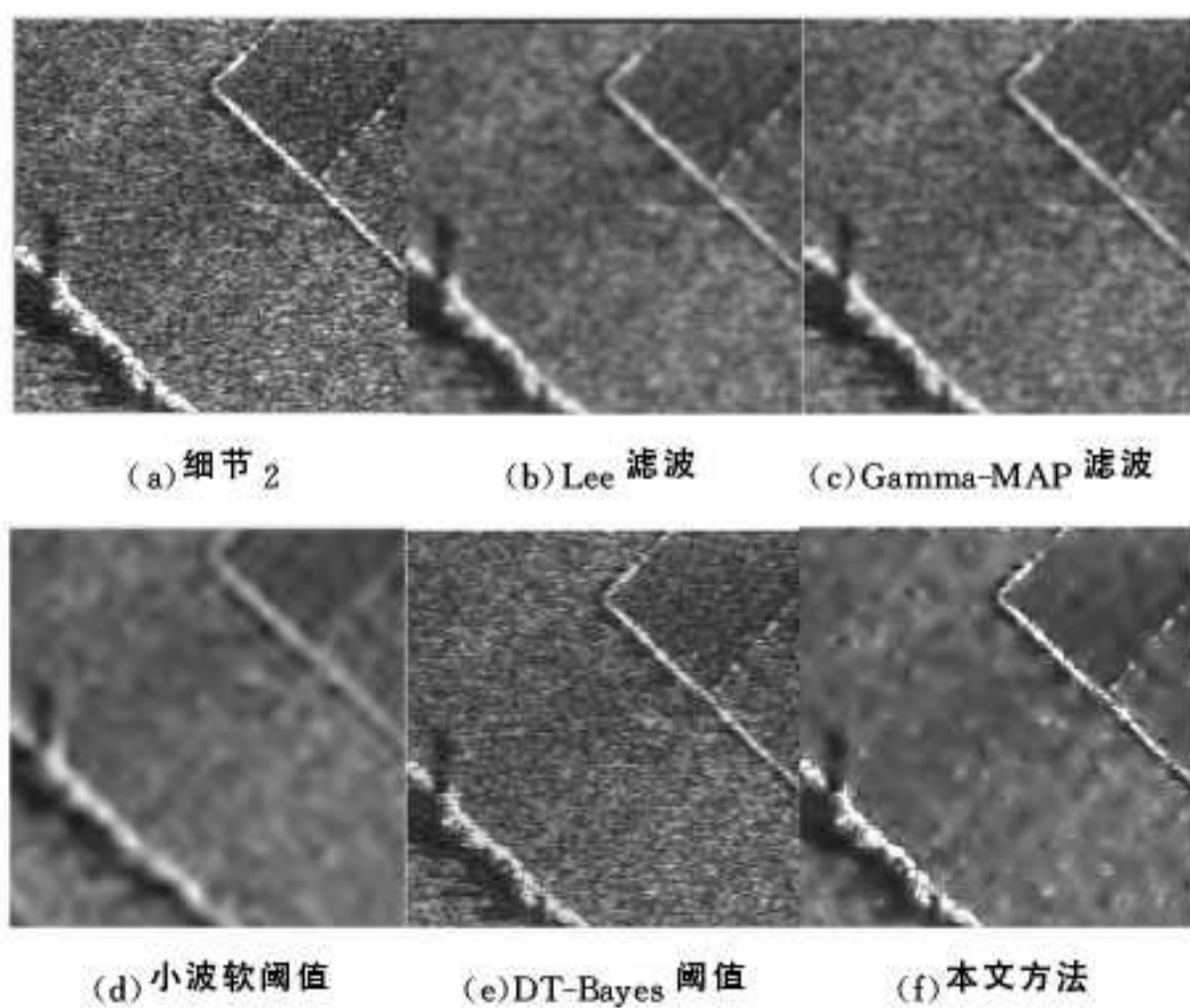


图7 田野 SAR 图像去噪细节2放大效果图

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和ENLBLOCK2分别表示图5(a)中选定的 $2 \times 2$ 块均匀区域的ENL值。通过对比图像均匀区域与

整体的滤波性能可知,本文方法均优于小波阈值法和基于小波的小波GSM方法。Lee滤波和Gamma-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5(a)、图5(b)可发现其可视性降低。图8(b)、图8(c)及图9(b)、图9(c)分别给出了DT-Bayes阈值方法以及本文方法对港湾和基地 SAR 图像的去噪结果。本文提出的采样矩阵方向优化的ND-GSM方法在ENL的提高及图像质量的改善两方面均优于其他方法,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	MEAN	ENL	STD
原图	10.1613	10.5194	106.87	3.96	53.73
Lee 滤波	68.3167	72.4358	100.18	8.34	34.68
Gamma MAP 滤波	70.3600	79.0555	98.22	9.59	31.71
小波软阈值	28.7035	33.5920	102.08	6.31	40.66
DT Bayes 阈值	69.3678	78.3278	99.09	7.87	39.76
本文方法	72.5969	83.9423	101.33	6.87	38.65

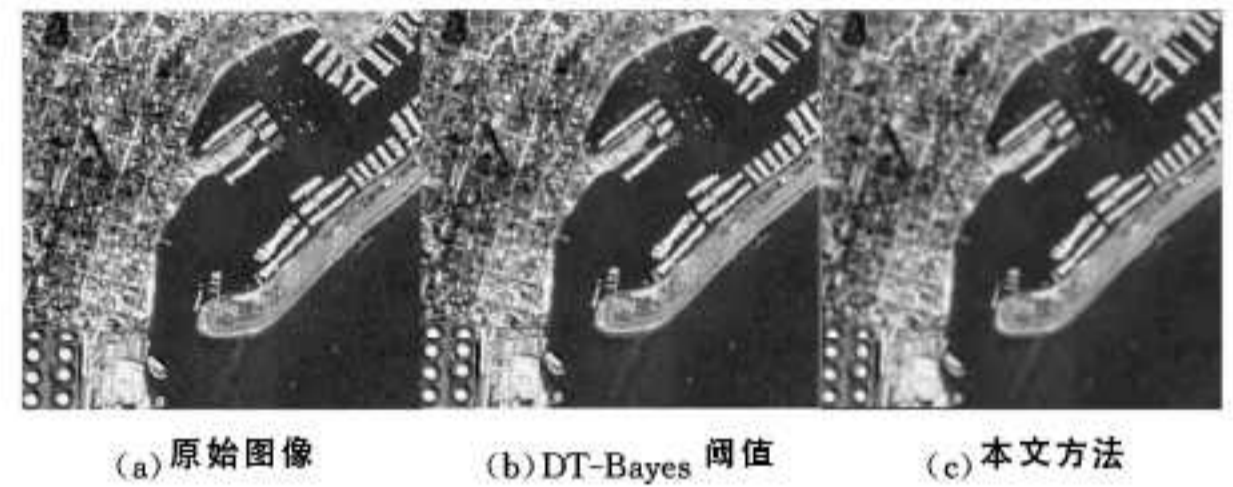


图8 港湾 SAR 图像去噪效果图

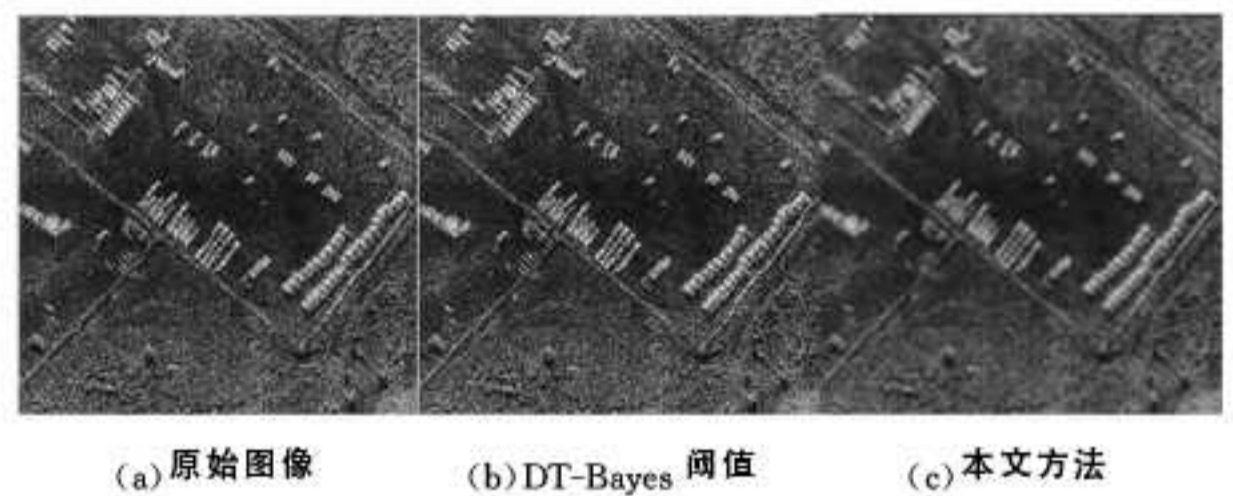


图9 基地 SAR 图像去噪效果图

表1列出了各种算法对田野 SAR 图像进行去噪的性能指标,可以看出,在大多数情况下,DT-Bayes去噪结果是优于小波的,但也出现了不及小波的情况,说明在任意设定图像变换方向时,并不能保证Directionlet比小波有更好的性能。在同样的噪声水平下,本文的采样矩阵方向优化的Directionlet变换方法在图像去噪后取得的性能指标基本上都优于其它方法,取得了更好的视觉效果。

结束语 1) 本文方法将 SAR 图像进行空间分割,将二进小波引入空间分割子图,从而构造出方向优化的采样矩阵。并且在分割子图中引入方向优化采样矩阵的ND-GSM模型进行分割子图去噪,最后合成去噪子图,得到去噪的 SAR 图像。

2) 本文方法利用二进小波在捕捉图像边缘上的优势,提出了一种非下采样Directionlet采样矩阵方向优化方法,即根据图像的各向异性特征的方向,确定非下采样Directionlet采样矩阵的变换方向和队列方向,由变换方向和队列方向的斜率构造非下采样Directionlet变换的采样矩阵,对图像进行矩阵采样,得到各个陪集,在每个陪集上独立进行各向异性小波变换,得到图像的改进非下采样Directionlet系数。

(下转第167页)

最后统计算法的最大、最小以及平均计算时间。

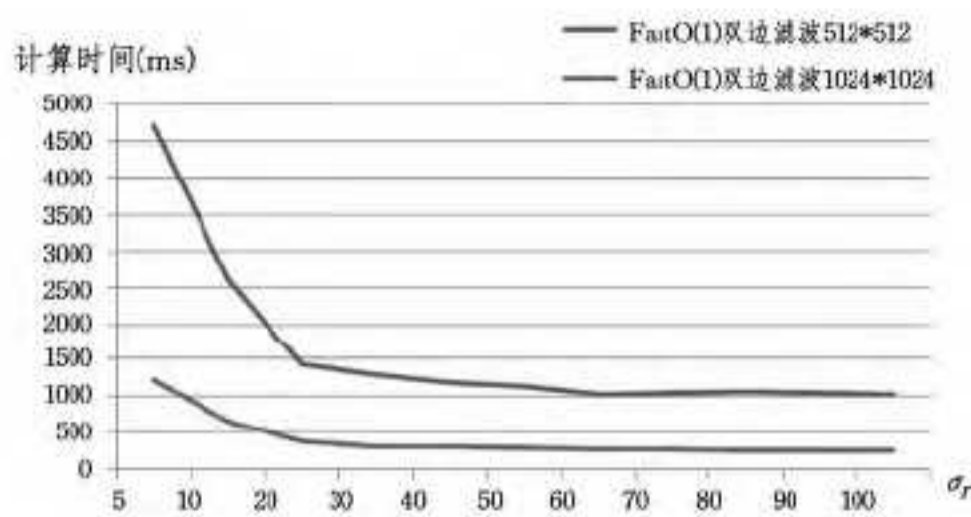


图8 Fast O(1) 双边滤波时间性能

从表1中可以看出,本文算法的最大计算时间都小于Fast O(1)双边滤波的计算时间的最小值,因此在时间性能方面要好于Fast O(1)双边滤波,同时也远远好于标准双边滤波。

当图像大小增加时,本文的加速效果会有所减弱,这是由于随着图像像素点数的增加,需要GPU启动更多的线程来投入到计算中,启动越多的线程投入到计算中意味着更多的时间开销。未过优化的快速算法加速效果能达到40倍左右,经过优化后的算法可以达到75倍左右。

**结束语** 本文针对以往对双边滤波的加速算法没有利用到CUDA在并行计算方面巨大的优势的情况,从硬件和编程架构的角度出发,通过将标准双边滤波算法并行化,再根据CUDA本身的架构特性,对并行的算法进行优化。与现有的快速双边滤波算法相比,本文的快速算法能够在去噪性能不变的情况下,利用GPU的大量线程完成双边滤波的计算,节省了大量的计算时间。实验结果表明,本文实现的快速双边滤波算法在 $512 \times 512$ 和 $1024 \times 1024$ 图像上运算的速度比原始的标准双边滤波算法快75倍左右。

### 参考文献

[1] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images[C] // Sixth International Conference on Computer Vision, 1998. IEEE, 1998: 839-846

[2] Durand F, Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images[C] // ACM Transactions on Graphics(TOG). ACM, 2002, 21(3): 257-266

[3] Porikli F. Constant time O(1) bilateral filtering [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. IEEE, 2008: 1-8

[4] Weiss B. Fast median and bilateral filtering[J]. ACM Transactions on Graphics(TOG). ACM, 2006, 25(3): 519-526

[5] Pham T Q, Van Vliet L J. Separable bilateral filtering for fast video preprocessing [C] // IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2005(ICME 2005). IEEE, 2005: 4

[6] Paris S, Durand F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach[M] // Computer Vision-EC-CV 2006. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 568-580

[7] Yoshizawa S, Belyaev A, Yokota H. Fast gauss bilateral filtering [J]. Computer Graphics Forum. Blackwell Publishing Ltd, 2010, 29(1): 60-74

[8] Chaudhury K N, Sage D, Unser M. Fast O(1) bilateral filtering using trigonometric range kernels[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3376-3382

[9] 张志强, 王万玉. 一种改进的双边滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(3): 443-447

[10] 李俊峰, 杨丰, 黄靖. 一种改进的增维型双边滤波的快速算法[J]. 电路与系统学报, 2013, 1(18): 137-143

[11] Eklund A, Dufort P, Forsberg D, et al. Medical image processing on the GPU-Past, present and future[J]. Medical image analysis, 2013, 17(8): 1073-1094

[12] Pai Y S, Shen Y C, Wu J L. High efficient distributed video coding with parallelized design for LDPCA decoding on CUDA based GPGPU[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(1): 63-74

[13] Sanders J, Kandrot E. : CUDA By Example an Introduction to General-Purpose GPU Programming[M]. 聂学军, 译. 北京: 机械工业出版社, 2011: 135

(上接第162页)

3) 提出一种基于采样矩阵优化的ND-GSM模型的相干斑噪声抑制算法。对真实SAR图像的仿真实验结果验证了本文方法是有效的,去噪性能得到明显提高,且明显优于小波等方法去噪的效果,边缘和纹理等细节信息保持得更好。

### 参考文献

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

[2] Zhang Lei, Shi Han-qing, Du Hua-dong, et al. Estimation of sea-sar facewind direction using Space borne SAR images and wavelet analysis[J]. Journal of remote Sensing, 2014, 1: 215-216

[3] Velisavljevic V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, et al. Directionlets; anisotropic multi-directional representation with separable filtering[J]. IEEE Trans. on Image Proc., 2006, 15(7): 1916-1933

[4] 胡贺军, 高清维, 卢一相, 等. 基于方向波域混合高斯模型的SAR图像去噪[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(7): 283-286

[5] Do M N, Vetterli M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation [J]. IEEE proc., 2005, 14(12): 2091-2106

[6] 刘帅奇, 胡绍海, 肖扬. 基于小波 Contourlet 变换与 Cycle Spin-

ning 相结合的 SAR 图像去噪[J]. 信号处理, 2011, 27(6): 837-842

[7] 张弛. Directionlet 变换在图像去噪中的应用研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2010

[8] 关辉. 基于 Directionlet 变换的 SAR 图像噪声抑制及边缘检测[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010

[9] 岳春宇, 江万寿. 基于最大后验和非局域约束的非下采样轮廓波变换域 SAR 图像去噪方法[J]. 测绘学报, 2012, 42(1): 59-64

[10] 张弛. 基于平稳小波域 GSM 模型的 SAR 图像去噪[J]. 黑龙江科技学院学报, 2010, 20(3): 222-226

[11] 侯青松, 郭英, 王布宏. 基于格理论的非均匀稀疏线阵旁瓣结构的分析方法[J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1459-1463

[12] 刘杰, 朱启兵, 李允公. 基于新阈值函数的二进小波变换信号去噪研究[J]. 东北大学学报, 2006, 27(5): 536-539

[13] 张冬翠. 基于 Directionlet 变换的图像去噪和融合[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010

[14] 武晓弱, 郭宝龙, 李雷达. 一种新的结合非下采样 Contourlet 与自适应全变差的图像去噪方法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2): 360-365

[15] 侯建华, 田金文, 柳健. 小波域局部维纳滤波器估计误差分析及图像去噪[J]. 光子学报, 2007, 36(1): 189-191

[16] 张明, 李开成, 胡益胜. 基于 Bayes 估计的双小波维纳滤波电能质量信号去噪算法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(4): 52-57