

文章编号:1001-9014(2012)02-0159-07

## 基于非下采样 Shearlet 和方向权值邻域窗的非局部均值 SAR 图像相干斑抑制

张小华<sup>1</sup>, 陈佳伟<sup>1</sup>, 孟红云<sup>2</sup>, 焦李成<sup>1</sup>, 孙翔<sup>1</sup>

(1. 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, 陕西 西安 710071;

2. 西安电子科技大学 应用数学系, 陕西 西安 710071)

**摘要:**非局部均值算法将传统的图像去噪算法由局部计算模型推广到非局部计算模型,取得了良好的效果.但对于合成孔径雷达图像,使用观测值和各向同性邻域窗来度量相似性,缺乏鲁棒性和方向性,不利于捕获图像边缘结构信息.提出了基于非下采样 Shearlet 特征描述子和方向权值邻域窗的非局部均值算法.实验表明,该算法不但有效地去除了相干斑,而且很好地保持了图像的几何结构信息,为后期 SAR 图像的理解与解译奠定了良好的基础.

**关键词:**非局部均值;非下采样 Shearlet 特征描述子;方向邻域窗;SAR 图像降斑

中图分类号:TP751.1 文献标识码:A

## SAR image despeckling: based on non-local means with non-subsample Shearlet and directional windows

ZHANG Xiao-Hua<sup>1</sup>, CHEN Jia-Wei<sup>1</sup>, MENG Hong-Yun<sup>2</sup>, JIAO Li-Cheng<sup>1</sup>, SUN Xiang<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China,

Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Department of Applied Mathematics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Good performance has been obtained by extending traditional image denoising algorithm from local computation model to non-local one with non-local means algorithm. For synthesis aperture radar (SAR) image, however, the similarity measured by observations and isotropic window is not robust and without direction, which is bad for capturing the structure of image. In this paper, Non-subsample Shearlet feature and directional neighborhood based non-local means algorithm are proposed. Experimental results demonstrated that the improved non-local means algorithm can not only remove the speckle, but also preserve the geometrical structure information which is essential for understanding and interpretation of SAR image.

**Key words:** non-local means; non-subsample Shearlet feature descriptor; directional neighborhood; SAR image despeckling

**PACS:** 95.75. Mn

### 引言

合成孔径雷达(SAR)<sup>[1]</sup>在各个领域表现出了巨大潜力,但是相干斑给 SAR 图像的分析与理解带

来了困难,如何根据图像观测值估计出真实的雷达散射截面(RCS)值成为 SAR 图像预处理的重点研究课题之一,对 SAR 图像理解与解译有着深远的意义.

收稿日期:2011-03-06,修回日期:2011-06-24

Received date: 2011-03-06, revised date: 2011-06-24

基金项目:国家自然科学基金(60803097,60972148,60971128,60970066,61072106,61003198,61001206,61077009和61050110144);国家教育部博士点基金(200807010003);国家部委科技项目(9140A07011810DZ0107,9140A07021010DZ0131);高等学校学科创新引智计划(111计划)(No. B07048);中央高校基本科研业务费专项资金(JY10000902001,K50510020023和JY10000902045)

**Foudantion items:** Supported by National Natural Science Foundation of China (NO. 60803097,60972148,60971128,60970066,61072106,61003198,61001206,61077009和61050110144), National Research Foudantion for the Doctoral Program of Higher Education of China (No. 200807010003), National Science and Technology Ministry of China (No. 9140A07011810DZ0107,9140A07021010DZ0131), The Fund for Foreign Scholars in University Research and Teaching Programs (the 111 project) (No. B07048), the Fundamental Research Funds for the Centhal Universities (No. JY10000902001, K50510020023 and JY10000902045)

作者简介:张小华(1974-),男,陕西商洛人,副教授,主要研究领域为 SAR 图像处理与压缩感知. E-mail: xh\_zhang@mail.xidian.edu.cn.

对于中低分辨率 SAR 图像,其观测值可以假设为 RCS 真实值与相干斑相乘的结果. 基于这个假设,国内外的学者提出了一系列空域和变换域的降斑方法<sup>[1]</sup>. 空域滤波的一些方法本质上都是将当前像素点与邻域像素点的加权平均作为该点的 RCS 的估计值,它们在去除相干斑的同时,也会平滑图像中的边缘信息和微小目标. 变换域中以小波变换<sup>[2-3]</sup>和多尺度几何分析<sup>[4-5]</sup>为代表的算法推动了 SAR 图像降斑算法的发展.

上述两类方法大都是基于局部或者半局部计算模型<sup>[6]</sup>,仅考虑图像的局部表面模型,忽略了图像的结构信息. Buades<sup>[7]</sup>等人提出的非局部均值(NLM)算法在加性噪声的去噪方面取得了显著效果,其基本原理<sup>[8]</sup>是利用两个图像块的相似性作为均值滤波的权值,优点是可以良好保持图像的纹理信息. 该算法框架的两个主要问题是图像块的相似性度量和尺度因子的选取. Buades<sup>[7]</sup>等人提出的非局部均值降噪算法本质是采用含噪图像块观测向量的欧氏距离来度量相似性,适合于加性去噪问题,如果直接将它推广到 SAR 图像的降斑并不能很好地捕获 SAR 图像边缘的结构信息<sup>[9-10]</sup>. 因此,针对 SAR 图像寻找一种鲁棒性强、能捕获图像边缘的图像特征的工作成为出发点.

Shearlet<sup>[11-12]</sup>作为多尺度分析工具的一种,不但能稀疏表示高维信号,而且对图像中的边缘曲线信息有最优的逼近阶. 首先提出了一种基于非下采样 Shearlet 变换(NSST)特征描述子的相似性度量,这种度量有较强的鲁棒性;其次,针对 SAR 图像的纹理特性提出了一种方向权值邻域窗,将 NSST 特征描述子和方向权值邻域窗相结合,用于度量图像块之间相似性;最后,将所提出的相似性度量与非局部计算模型相结合,构成了基于非下采样 Shearlet 特征的方向邻域窗非局部均值降斑算法(DSNLM).

## 1 基于非下采样 Shearlet 的非局部均值算法

### 1.1 非局部均值算法

非局部均值方法<sup>[7]</sup>是近年提出的基于非局部计算模型<sup>[8]</sup>的降斑算法,其原理是利用图像的自相似性来估计滤波器权值,其算法框架可由式(1)来描述.

$$\tilde{u}(i) = \sum_{j \in \Omega} w(i, j) v(j), \quad (1)$$

其中  $w(i, j) = \exp(-\|v_i - v_j\|_{2, \alpha}^2 / h^2) / z(i)$

式中,  $v$  和  $\tilde{u}$  分别代表含噪图像和无噪图像的估计,

$\Omega$  表示搜索窗口,  $v_i$  和  $v_j$  为  $i$  和  $j$  的邻域窗,  $h$  称为尺度因子,  $\alpha$  为高斯平滑滤波参数,  $w(i, j)$  为权系数,取决于图像块  $v_i$  和  $v_j$  的相似性,  $z(i)$  为归一化因子.

### 1.2 基于 NSST 描述子的非局部均值算法

如何准确度量不同位置之间的相似性是非局部均值算法核心问题之一. 在传统的 NLM 算法中,假设图像受到加性高斯白噪声的干扰,相似性的度量依赖于图像块灰度向量的欧氏距离. 但对于中低分辨率的 SAR 图像,其相干斑分布通常被认为是乘性干扰,显然欧氏距离不能准确度量两个 SAR 图像块间的相似性. 因此,将非局部均值算法用于 SAR 图像降斑,通常要对 SAR 原始数据进行对数变换,理论上可将乘性相干斑转化为加性干扰模型,再利用非局部均值算法进行图像降斑,最后进行指数变换得到无噪图像. 然而这种方法降斑后容易出现边缘和细节部分模糊,主要原因在于原始 SAR 图像中像素观测值的差异在经过对数变换后差异缩小. 其次,像素点观测值仅是像素点局部特征,抗噪能力较弱因而观察值间的差异并不能准确反映像素点之间的真实差异,特别是当 SAR 图像的视数较低时,相似度计算误差较大. 以上原因导致现有的非局部 SAR 图像降斑算法的相似性度量缺乏鲁棒性. SAR 图像是二维数据,每个像素点的特征不仅仅局限于像素点的观察值,图像块的纹理、边缘等方向特征属于图像的半局部特征,相对于点特征具有明显的抗噪能力. 非下采样的 Shearlet 变换(NSST)相对经典的 Shearlet 变换具有多方向性、平移不变性和稳定性等特点,NSST 在对图像的线、边缘和纹理等特征的描述方面更为准确,具有较强的抗噪能力. 非下采样 Shearlet(NSST)特征描述子正是为了提高相似性度量的鲁棒性而提出的. 采用 NSST 系数来构造图像的 NSST 特征描述子向量,具体构造为

$$S_v(i) = \{S_v^{(1,1)}(i), \dots, S_v^{(1,d)}(i), S_v^{(2,1)}(i), \dots, S_v^{(l,1)}(i), \dots, S_v^{(l,d)}(i)\}, \quad (2)$$

其中,  $S_v^{(0,0)}(i)$  为低频图像,  $S_v^{(l,d)}(i)$  为图像的 NSST 分解系数第  $l$  层第  $d$  方向子带中,以  $i$  为中心的各向同性邻域窗系数向量,也称为  $i$  处  $k = 1, \dots, l \times d$  维邻域特征描述子,以下记为  $S_v^{(k)}(i)$ .

NSST 系数具有方向性和鲁棒性,图像的 NSST 系数可以看作是图像在各向异性基函数上的投影. 一方面,对于高维奇异性,奇异性的方向与基函数的方向越一致,对应的系数就越大;反之,系数就越小. 另一方面,相干斑是各向同性的,其在各向异性基函

数上的投影是相近的. 由此, NSST 能将 RCS 值和相干斑区分开来, 具有良好的鲁棒性.

将上述 NSST 特征描述子与非局部计算模型相结合, 得到新的基于 NSST 描述子的非局部均值算法 (SNLM), 相似度计算公式为

$$w(i, j) = \exp\left(-\sum_{k=1}^D \|Sv^k(i) - Sv^k(j)\|_{2, \alpha}^2 / h_k^2\right) Z(i), \quad (3)$$

式中  $Z(i)$  为归一化参数,  $h_k$  为第  $k$  维尺度因子, 控制指数函数的衰减速度.  $D = d \times l$  表示特征描述子的维数. 本文中,  $h_k$  的计算方法为  $h_k = \gamma \sigma_k$ , 其中  $\sigma_k$  为对应各维子带的系数标准差.

## 2 基于方向权值邻域窗的非局部均值算法

### 2.1 方向权值邻域窗

非局部均值方法用于 SAR 图像降斑的另一个局限在于非局部均值算法是针对自然图像的去噪问题, 即假设自然图像由多个匀质区域组成, 事实上 SAR 图像中存在大量纹理边缘等细节信息, 这样细节包含较强的方向性. 作为图像块的主要特征, 这种方向性应该成为相似度衡量的重要依据, 然而传统非局部均值在计算相似性时, 采用各向同性邻域, 并没有考虑各向异性的特点, 因此直接将非局部均值算法用于降斑会造成 SAR 图像过度平滑. 如图 1 所示 (图中数字代表该点处的像素值, 空白点区域表示该像素为 0), 相对于灰度特征, 图 1(a) 与图 1(b) 以及图 1(a) 与图 1(c) 具有相等的欧氏距离, 但在结构上, 图 1(a) 与图 1(b) 具备真正意义上的相似. 因此为了更好地捕获图像块的结构相似, 提出了一种方向性的加权邻域窗. 以图像块的中心为参考点, 与边缘方向一致的邻域构成了图像的主导方向, 在计算相似度时增加主导方向上像素点的权重, 以更准确地捕获具有相似结构的图像块, 同时减小干扰像素点在加权平均计算过程中的权值, 避免边缘纹理的模糊. 仅借鉴一般的线检测模板构造的方向邻域模板, 如图 2 所示. 其中图 2(a) 为

$N^0, \theta = 0$ ; 图 2(b) 为  $N^1, \theta = \pi/6$ ; 图 2(c) 为  $N^2,$

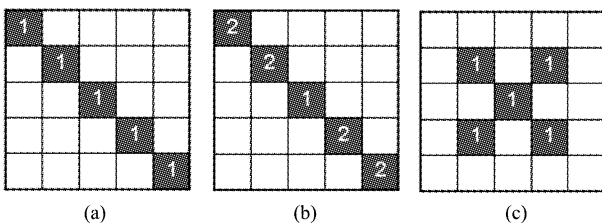


图 1 方向相似性对比图

Fig. 1 Comparison of directional similarity

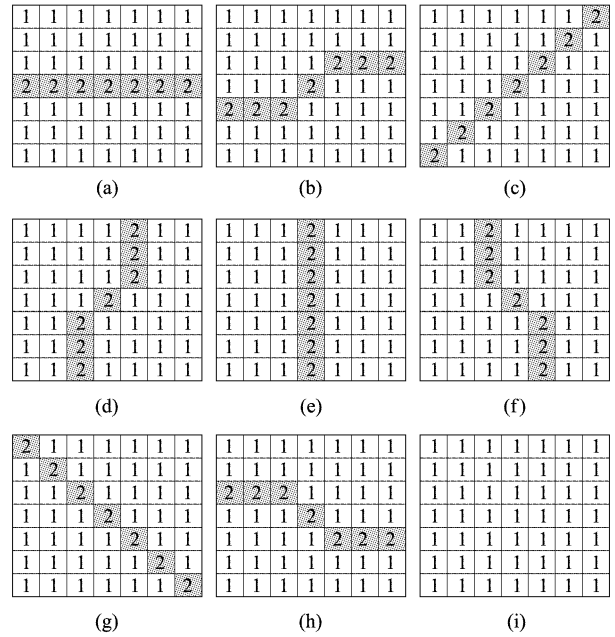


图 2 方向权值邻域窗

Fig. 2 Directional weight neighborhood windows

$\theta = \pi/4$ ; 图 2(d) 为  $N^3, \theta = \pi/3$ ; 图 2(e) 为  $N^4, \theta = \pi/2$ ; 图 2(f) 为  $N^5, \theta = 2\pi/3$ ; 图 2(g) 为  $N^6, \theta = 3\pi/4$ ; 图 2(h) 为  $N^7, \theta = 5\pi/6$ ; 图 2(i) 为  $N^8$ . 同时, 为了保证主导方向确定的鲁棒性, 引入阈值策略:

$$N(i) = \begin{cases} N_s^{\max} & \text{if } \max_{p \in (0, 1, \dots, 7)} (V(N^p)) - \max_{q \neq p} (V(N^q)) > Th \\ N^8 & \text{else} \end{cases}, \quad (4)$$

其中  $N_i$  为像素  $i$  处的方向性邻域窗,  $V(N^p)$  为方向模板  $N^p$  在  $i$  点处的匹配度,  $N_s^{\max}$  为与  $\max_{p \in (0, 1, \dots, 7)} (V(N^p))$  相对应的方向性邻域窗. 当各方向模板中有一个方向相对于其它方向匹配值有绝对优势时, 认为该方向是该邻域窗的主导方向信息, 计算相似度时采用方向权值邻域窗, 加强该方向上的邻域点的计算权值, 以保护方向信息; 否则, 认为该图像块为匀质区域, 相似度计算时采用各向同性邻域窗, 尽可能地平滑匀质区域.

### 2.2 基于方向权值邻域窗的非局部均值 SAR 图像降斑

将方向权值邻域窗与非局部计算模型相结合, 得到新的相似度计算式为

$$w(i, j) = \exp\left(-\sum_{k=1}^D \|Sv^k(i) - Sv^k(j) \cdot N(i)\|_{2, \alpha}^2 / h_k^2\right) Z(i), \quad (5)$$

式中  $Z(i)$  为归一化常量,  $N_i$  为由式 (4) 给出的点  $i$  的方向性邻域窗,  $Sv^k(i)$  为点  $i$  的邻域的第  $k$  维特征

描述子,  $h_k$  为第  $k$  维滤波器系数, 控制指数函数的衰减,  $D$  表示描述子的维数.  $h_k$  的计算方法为  $h_k = \gamma \sigma_k$ , 其中  $\sigma_k$  为对应各维子带的系数标准差. 将式(5)的权值代入式(1), 即可得到所估计的后向散射系数. 式(1)的估计本质是将当前点的邻域进行线性加权得到估计值, 并没有考虑 SAR 图像乘性相干斑这一假设. 下面通过实验来证明只采用线性加权的方法来逼近所要估计的后向散射系数这一方法.

基于 NSST 描述子的方向性邻域窗非局部均值算法(DSNLM)步骤如下:

步骤 1 对原始 SAR 图像进行 NSST 变换, 得到图像的 NSST 系数, 由式(2)组合成 NSST 特征描述子  $Sv(i)$ ;

步骤 2 在变换域中各维 NSST 子带的系数标准差, 得到各维特征的滤波器系数  $h_k$ ;

步骤 3 在空域中运用方向检测模板逐点计算各像素点的主导方向邻域, 确定每点的方向权值邻域窗;

步骤 4 对于图像中的每一点, 由 NSST 特征逐点和方向权值邻域窗, 由式(5)计算其与搜索窗内各点的相似性权值;

步骤 5 使用以上的权值由式(1)计算所要估计的后向散射系数.

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验评价指标

SAR 图像的降斑效果可从主观和客观两个角度进行评价. 主观评价主要包括降斑图像点目标和线目标的保持情况, 以及噪声残差图像中的噪声是否均匀、是否包含图像的结构等; 而客观评价则是对降斑结果图的同质区域和比值图像计算相应的指标, 通过分析指标来判断降斑结果的好坏. 本文使用的客观评价指标<sup>[1]</sup>包括均值、标准差和等效视数(ENL). 由于 SAR 图像的相干斑模型被假设为乘性模型, 并且服从期望为 1 的 Gamma 分布. 因此, 理论上结果图的均值应该尽可能与原图接近, 标准差尽可能小, ENL 尽可能大. 除了对实验结果图计算各项指标, 还将原图与结果图做比值来模拟斑点图像. 对比值图计算均值和标准差, 也可以衡量降斑效果. 其中均值反应了降斑算法对图像辐射特性的保持, 均值越接近 1, 降斑效果越好; 标准差反应了降斑算法对图像结构的保持, 与理论值越接近, 说明降斑效果越好.

#### 3.2 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 采用三幅 SAR 图

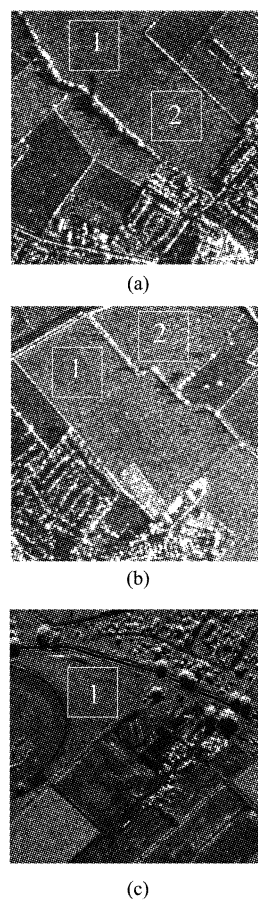


图 3 SAR 图像降斑实验测试图像 (a) SARField, (b) Bedford, (c) Horse Track

Fig. 3 SAR Image for despeckling (a) SARField, (b) Bedford, (c) Horse Track

像作为测试图像, 如图 3 所示. 图 3(a) 为英国 Bedfordshire 地区的 SAR 图像 (简称 SARField), X 波段幅度图像, 3 m 分辨率, 2 视数; 图 3(b) 为 Bedfordshire 地区附近的 X 波段强度图像 (简称 Bedford), 6 视数; 图 3(c) 为美国新墨西哥州 Albuquerque 地区 Ku 波段强度图像 (简称 HorseTrack), 1 m 分辨率, 4 视数.

将本文提出的降斑方法(DSNLM), 分别与增强 Lee 滤波(Lee)、正交小波阈值方法(DWT)、平稳小波阈值法(SWT)、非下采样 Contourlet 阈值法(NSCT)<sup>[4]</sup>、非下采样 Shearlet 阈值法(NSST)、局部平移瑞利分布模型(LTR)<sup>[2]</sup>、Contourlet 域隐马尔可夫树模型(CD-HMT)<sup>[5]</sup>、形状自适应小波变换方法(SA-DWT)<sup>[3]</sup>、传统 NLM 方法<sup>[7]</sup>以及基于 NSST 描述子的各向同性邻域非局部均值方法(SNLM)进行对比. 其中对于增强的 Lee 滤波, 其窗口尺寸选取为典型的  $7 \times 7$ . 在 DWT、SWT、NSCT、NSST、SA-DWT 方法中, 首先将原图像做同态变换, 然后再做相应的变换, 并且都使用软阈值函数, 阈值选取  $T = 3 \times \sigma$ ,

其中  $\sigma$  为噪声系数标准差. 正交小波变换和平稳小波变换分解层数均为 4 层, NSCT 和 NSST 分解的层数为 4, 每层分解方向数为 4. 非局部均值各方法, 搜索窗均为  $21 \times 21$ , 邻域窗大小均为  $7 \times 7$ . 实验中, 选取尺寸为  $50 \times 50$  的同质区域作为测试区域来计算评价指标, 如图 3 中白色方框所示. 各测试图像的实验指标对比, 如表 1 ~ 表 3 所示. 为了从视觉上说明 DSNLM 算法的有效性, 给出 SARField 图像的部分实验结果, 其中去噪结果如图 4 所示, 比值图如图 5 所示, 局部细节放大图如图 6 所示.

通过对比实验结果图, DSNLM 方法在保持均值与原图差别不大的情况下, 取得了相对很好的平滑效果. 通过对比降斑结果图, 可以发现增强 Lee 滤波和传统的 NLM 方法在平滑相干斑的同时, 图像中的点目标和边缘同时被平滑, 使得结果图中的边缘出现断裂的现象; 而基于变换域的降斑方法在点目标

表 1 SARField 图像和 HorseTrack 图像降斑指标

Table 1 Despeckle indicators for SARField image and HorseTrack image

	SARField			HorseTrack					
	区域 1		区域 2	区域 1					
	均值	标准差	ENL	均值	标准差	ENL			
原图	97.64	29.89	2.91	114.25	33.62	3.15	84.31	26.41	10.18
Lee	97.51	11.63	19.18	114.36	10.85	30.31	84.20	10.44	65.04
DWT	95.75	10.27	23.91	112.54	9.21	40.82	83.68	9.89	71.57
SWT	95.94	8.10	38.29	112.93	6.04	95.4	84.4	7.96	112.31
NSCT	95.73	8.20	37.23	112.57	6.2	90.05	83.9	7.92	112.2
NSST	95.68	8.16	37.57	112.61	8.47	82.35	83.99	7.97	110.6
LTR	97.52	9.10	31.4	114.44	8.79	46.31	84.3	8.58	96.54
CD-HMT	97.45	9.43	29.19	114.35	9.15	42.67	82.95	8.60	102.33
SA-DWT	94.21	7.73	40.56	110.73	6.15	88.55	82.93	7.02	139.56
NLM	96.93	5.84	75.38	113.22	4.82	150.57	83.55	6.68	155.54
SNLM	96.63	7.49	45.71	113.24	6.40	85.36	83.53	7.42	126.40
DSNLM	96.64	5.93	72.59	113.13	5.69	107.85	83.11	6.94	143.38

表 2 Bedford 图像降斑指标

Table 2 Despeckle indicators for Bedford image

	Bedford					
	区域 1			区域 2		
	均值	标准差	ENL	均值	标准差	ENL
原图	152.04	34.90	18.97	136.66	31.94	18.30
Lee	151.97	11.57	172.51	137.00	11.14	151.12
DWT	150.73	8.76	295.99	136.22	9.82	192.47
SWT	151.33	7.58	398.44	136.39	7.43	337.16
NSCT	151.18	7.63	392.48	136.17	7.47	332.19
NSST	151.21	7.76	379.51	136.17	7.71	311.57
LTR	151.69	8.36	329.01	137.04	8.29	273.56
CD-HMT	151.6	8.70	303.64	137.02	8.65	250.92
SA-DWT	150.78	7.33	423.14	135.15	7.15	357.29
NLM	152.04	6.04	633.15	137.28	5.60	600.6
SNLM	151.71	7.77	380.83	136.72	7.33	347.04
DSNLM	151.81	7.13	453.58	136.86	6.32	468.58

表 3 SAR 降斑比值图指标

Table 3 Despeckle indicators for ratio images

实验图像 评价指标	SARField		Bedford		HorseTrack	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
理论值	1.00	0.40	1.00	0.41	1.00	0.50
Lee	0.99	0.29	0.99	0.22	0.97	0.39
DWT	1.03	0.33	1.02	0.27	1.06	0.46
SWT	1.01	0.29	1.01	0.24	1.02	0.39
NSCT	1.01	0.29	1.01	0.23	1.02	0.37
NSST	1.01	0.29	1.01	0.23	1.02	0.37
LTR	0.97	0.26	0.99	0.22	0.95	0.57
CD-HMT	0.98	0.29	0.98	0.26	0.98	0.61
SA-DWT	1.05	0.32	1.04	0.30	1.04	0.41
NLM	1.01	0.30	1.01	0.26	0.99	0.43
SNLM	1.00	0.27	1.00	0.22	0.99	0.38
DSNLM	1.00	0.26	0.99	0.21	0.99	0.38

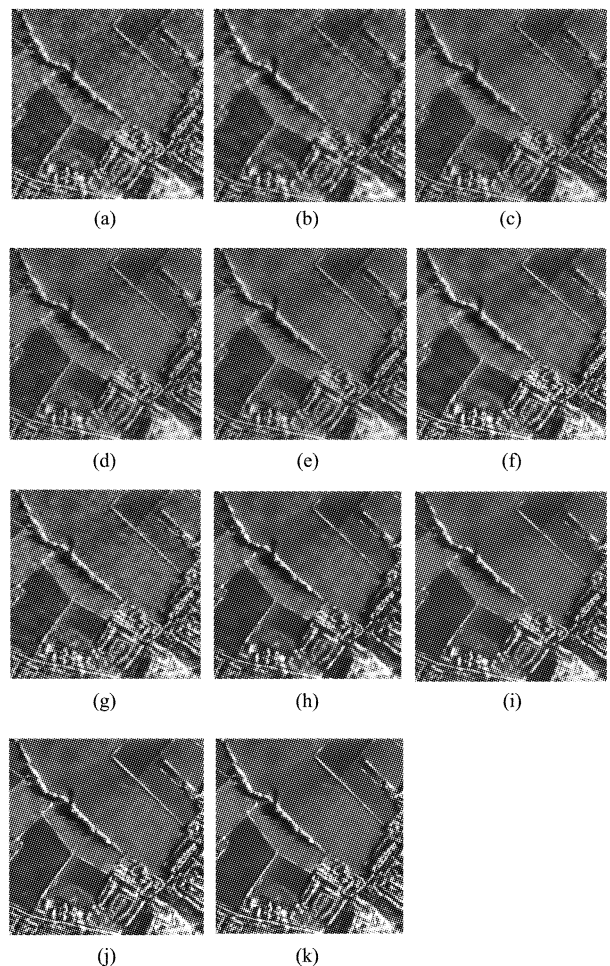


图 4 SARField 图像降斑结果 (a) Lee, (b) DWT, (c) SWT, (d) NSCT, (e) NSST, (f) LTR, (g) CD-HMT, (h) SA-DWT, (i) NLM 方法, (j) SNLM, (k) DSNLM

Fig. 4 Despeckle results of SARField image (a) Lee, (b) DWT, (c) SWT, (d) NSCT, (e) NSST, (f) LTR, (g) CD-HMT, (h) SA-DWT, (i) NLM, (j) SNL, (k) DSNLM

和边缘保持方面优于增强 Lee 滤波方法, 但是在平

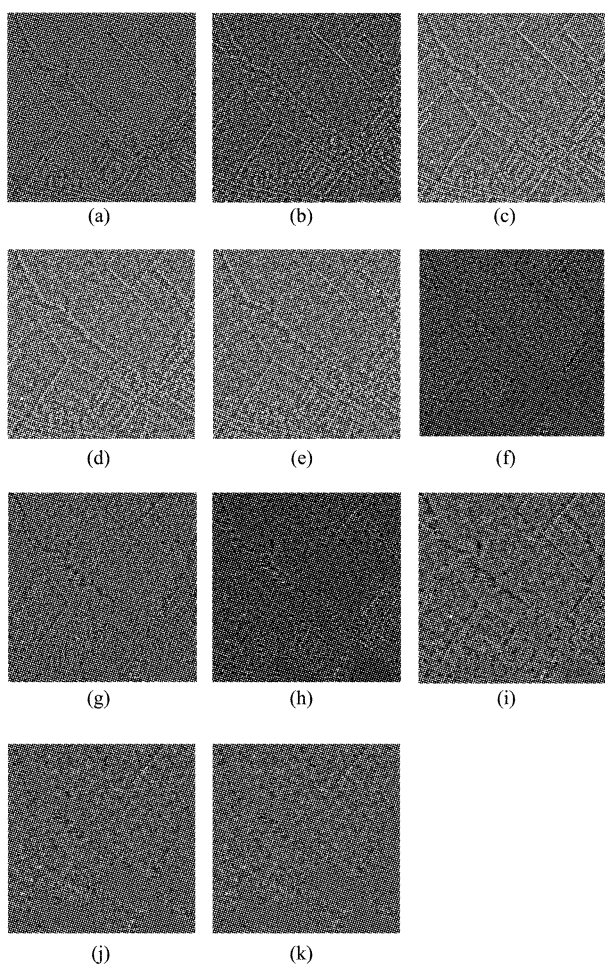


图5 SARField 图像降斑比值图 (a) Lee, (b) DWT, (c) SWT, (d) NSCT, (e) NSST, (f) LTR, (g) CD-HMT, (h) SA-DWT, (i) NLM 方法, (j) SNLM, (k) DSNLM  
Fig. 5 Ratio images of SARField image (a) Lee, (b) DWT, (c) SWT, (d) NSCT, (e) NSST, (f) LTR, (g) CD-HMT, (h) SA-DWT, (i) NLM 方法, (j) SNLM, (k) DSNLM

滑区域出现了伪吉布斯效应;传统 NLM 方法和基于 NSST 描述子的 SNLM 方法由于其追求区域平滑性,使得降斑后图像细节边缘等受到较严重的模糊.而结合提出的方向权值邻域窗的 DSNLM 方法,在有效抑制相干斑的情况下也较好地保留了点目标和边缘等细节信息.通过对比局部细节放大图,可以清楚地看到 DSNLM 方法不但在平滑区域将相干斑去除,而且可以很好地保持图像的结构信息,使得图像在边缘处的能量几乎没有损失.相比较而言,其它几种方法均无法完整地保持边缘,有的边缘被模糊,有的边缘被分成几个离散的亮点.而 DSNLM 方法可以完整地保留图像的边缘,并且在边缘周围没有出现振铃效应.通过对比比值图可以进一步发现,在其它几种方法的比值图中,包含大量图像结构信息.而 DSNLM 方法所产生的比值图是由均匀的相干斑组

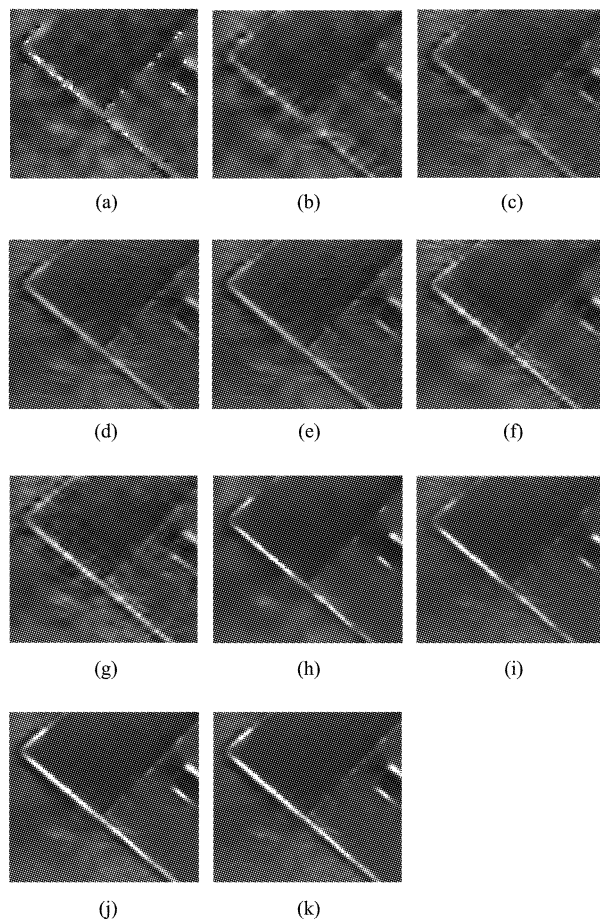


图6 SARField 图像降斑细节对比图 (a) Lee, (b) DWT, (c) SWT, (d) NSCT, (e) NSST, (f) LTR, (g) CD-HMT, (h) SA-DWT, (i) NLM 方法, (j) SNLM, (k) DSNLM  
Fig. 6 Detailed comparison of SARField despeckling (a) Lee, (b) DWT, (c) SWT, (d) NSCT, (e) NSST, (f) LTR, (g) CD-HMT, (h) SA-DWT, (i) NLM 方法, (j) SNLM, (k) DSNLM

成,几乎不包括图像的结构信息,这说明 DSNLM 方法在抑制相干斑的同时,很好地保留了图像的结构信息.另一方面,通过对比降斑比值图的指标,DSNLM 方法所得到的指标与理想值更接近,这表明 DSNLM 方法很好地保持了图像的辐射特性.尽管 DSNLM 方法在 ENL 值上不如传统的非局部均值方法,但是综合各方面评价,仍然有很大的优势.

综上所述,DSNLM 方法在降斑的同时,很好地保留了 SAR 图像的结构信息.这是因为 DSNLM 方法结合了空域降斑和变换域降斑方法的优势.通过 NSST 描述子,可以准确度量图像块之间的相似性,结合非局部计算模型,可以非常准确地将图像的重要信息从观测图像中恢复出来.但是基于方向权值邻域窗的 DSNLM 方法也有自身的缺点.一方面,比值图标准差与理想值之间还存在一定的差距,有待进一步提高;另一方面,降斑结果在部分区域同样存

在过平滑现象,这是因为 SAR 图像反映地球表面特征的数据,不存在绝对的平滑区域,所以在降斑的同时应该尽量真实反应地球表面的信息. 所提算法本质上还是一种在概率意义下,在一定搜索范围内搜索相似的像素点,然后通过线性加权对像素点真实的 RCS 进行估计,并没有考虑 SAR 图像乘性相干斑的假设,虽然实验证明此估计方法是合理有效的,但如果能结合乘性相干斑假设,估计效果会更好,这也是下一步要做的工作.

#### 4 结论

针对非局部均值方法采用观测值作为图像特征缺乏鲁棒性的缺陷,提出了一种非下采样的 Shearlet 特征描述子,同时针对 SAR 图像中存在的大量纹理边缘等方向信息,给出了一种基于数据驱动的方向权值邻域窗,最后将其与非局部均值计算模型相结合,用于 SAR 图像降斑. 实验证明,改进的非局部均值方法在 SAR 图像降斑的应用上具有一定的优势,不但有效地降低了相干斑的影响,而且有效地保持了 SAR 图像所包含的纹理、边缘等方向信息,为后期 SAR 图像的理解和解译奠定了基础. 然而,所提方法依然存在一定的缺陷,结合成像机理将 SAR 图像所固有的乘性干扰与图像块的相似度量有机地结合起来,在降斑的同时,尽可能保留真实地物特征.

#### REFERENCES

- [1] JIAO Li-Cheng, ZHANG Xiang-Rong, HOU Biao. *Intelligent SAR image processing and interpretation* [M]. Beijing: Science Press (焦李成, 张向荣, 侯彪. 智能 SAR 图像处理与解译. 北京: 科学出版社), 2009.
- [2] FENG Hong-Xiao, JIAO Li-Cheng, HOU Biao. SAR image despeckling based on local translation-rayleigh distribution model [J]. *Journal of Electronics & Information Technology* (凤宏晓, 焦李成, 侯彪. 基于局部平移瑞利分布模型的 SAR 图像相干斑抑制. 电子与信息学报), 2010, 32(4): 925 - 931.
- [3] FENG Hong-Xiao, HOU Biao. SAR image despeckling based on adaptive window and shape adaptive discrete wavelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (凤宏晓, 侯彪, 等. 基于自适应窗和形状自适应小波变换的 SAR 图像相干斑抑制. 红外与毫米波学报), 2009, 28(3): 212 - 217.
- [4] GUO Xu-Jing, WANG Zu-Lin. Nonsubsampled Contourlet speckle reduction algorithm for SAR images [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics* (郭旭静, 王祖林. SAR 图像的非下采样 Contourlet 噪声抑制算法. 北京航空航天大学学报), 2007, 33(8): 894 - 897.
- [5] SHA Yu-Heng, CONG Lin. SAR image despeckling based on Contourlet domain hidden Markov trees model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (沙宇恒, 丛琳, 等. 基于 Contourlet 域 HMT 模型的 SAR 图像相干斑抑制. 红外与毫米波学报), 2009, 28(1): 66 - 71.
- [6] PEYRE G. Image processing with non-local spectral bases [J]. *SIAM Multiscale Model. and Simul.*, 2008, 7(2): 703 - 730.
- [7] Buades A, Coll B, Morel J. A non local algorithm for image denoising [J]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2005, 2: 60 - 65.
- [8] Katkovnik V, Foi A, Egiazarian K, et al. From local kernel to nonlocal multiple-model image denoising [J]. *International journal of computer vision*, 2010, 86(1): 1 - 32.
- [9] Coupe P, Hellier P, Kervrann C, et al. Bayesian non local means-based speckle filtering [C]. *5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, 2008: 1291 - 1294.
- [10] Coupe P, Hellier P, Kervrann C, et al. Nonlocal means-based speckle filtering for ultrasound images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(10): 2221 - 2229.
- [11] Easley G R, Labate D, Lim W Q Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [C]. In *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, 2008.
- [12] Easley G R, Labate D, Colonna F, Shearlet-based total variation diffusion for denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(2): 260 - 268.