

DOI: 10.7652/xjtuxb201308013

合成孔径雷达图像的贝叶斯压缩感知重构算法

侯兴松, 张兰, 肖琳

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对目前合成孔径雷达(SAR)图像压缩感知重构算法没有充分利用小波系数相关性的缺点,提出了一种综合利用尺度间衰减性和尺度内方向能量聚集性的 SAR 图像贝叶斯压缩感知重构算法(DLWT-TDC)。首先采用方向提升小波变换(DLWT)对 SAR 图像进行稀疏表示,然后在 3 个高频子带中分别使用 3×5 、 5×3 、 5×5 邻域设计了具有方向和空间局部自适应的先验概率分布模型,最后利用马尔科夫链蒙特卡罗采样的贝叶斯推理恢复出图像的小波系数,进而得到重构图像。实验结果表明,DLWT-TDC 算法在采样率为 50%~90%下可以提高图像的重构性能,与仅利用尺度间相关性的小波树结构的压缩感知重构算法相比,在 90%高采样率下的重构性能可提高 3 dB 左右。

关键词: 合成孔径雷达;方向提升小波变换;稀疏表示;贝叶斯推理;压缩感知

中图分类号: TN914.42 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)08-0074-06

A Reconstruction Algorithm with Bayesian Compressive Sensing for Synthetic Aperture Radar Images

HOU Xingsong, ZHANG Lan, XIAO Lin

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A reconstruction algorithm with Bayesian compressive sensing for synthetic aperture radar (SAR) images (DLWT-TDC) is proposed to solve the problem that the dependencies of wavelet coefficients are not fully exploited by existing compressive sensing (CS) reconstruction algorithms. The new algorithm exploits both the interscale attenuation and the intrascale directional clustering property of the directional lifting wavelet transform (DLWT) coefficients. The DLWT is used for SAR image's sparse representation, and then, 3×5 、 5×3 and 5×5 neighboring blocks are used to design prior probability models with local adaptivity in both the direction and space. Then the Bayesian inference via Markov chain Monte Carlo sampling is used to recover the image's wavelet coefficients and the reconstructed image is generated in turn. Experimental results show that the DLWT-TDC achieves high reconstruction performance when the sampling percentage is in the range from 50% to 90%. Comparisons with the Bayesian tree-structured wavelet compressive sensing algorithm, which only uses the interscale dependencies, show that the proposed algorithm improves the peak-signal-to-noise-ratio by about 3 dB when the sampling percentage is 90%.

Keywords: synthetic aperture radar; directional lifting wavelet transform; sparse representation; Bayesian inference; compressive sensing

压缩感知理论^[1]在信号稀疏的情况下突破了奈奎斯特采样定理的限制,其压缩性能与传统的压缩方案相比有大幅提升。本文研究了压缩感知理论的 2 个重要组成部分:重构算法和稀疏表示。压缩感知重构算法可分为确定型模型方法和贝叶斯统计概率模型方法。基追踪算法(MP)^[2]、正交匹配追踪算法(OMP)^[3]、压缩匹配追踪算法(CoSaMP)^[4]、有结构的压缩匹配追踪算法(ModelBased CoSaMP, MBC)^[5]均属于确定型重构算法。然而,在许多实际应用中,很难用确定型模型来描述感兴趣的信号,所以,与传统的确定型模型相比,基于贝叶斯统计概率模型的方法往往更可靠^[6-7]。贝叶斯进化追踪算法(BEPA)^[6]利用了小波系数尺度内的相关性,不但其重构性能有较大的提升,而且其计算速度也大为加快,但该算法也有其缺点,它只是利用了尺度内的相关性,没有利用尺度间的相关性,所以其性能还可以进一步提升。基于树结构的贝叶斯统计概率压缩感知算法(TSW-CS)^[7]中,利用离散小波变换(DWT)系数的尺度间相关性,通过贝叶斯统计概率推理实现了自然图像的压缩感知重构,但该算法仅仅利用了小波系数尺度间衰减性的先验分布假设而没有充分利用 DWT 变换后小波系数的特性,比如,尺度内的相关性就没有利用到。目前,采用方向提升小波变换(DLWT)作为合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像稀疏表示并在此基础上构建高效率的压缩感知重构算法还未见文献报道。

本文在研究 SAR 图像稀疏表示的特性以及如何综合利用小波系数的尺度间和尺度内相关性的基础上,采用 DLWT 作为 SAR 图像的稀疏表示,考虑到 3 个高频子带尺度内的方向聚集性,设计了具有方向和空间局部自适应的先验概率分布模型。在该先验模型的基础上,利用马尔科夫链蒙特卡罗(MCMC)^[7]的贝叶斯推理模型,提出了一种综合利用尺度间衰减特性和尺度内方向聚集性的 SAR 图像贝叶斯压缩感知重构算法(DLWT-TDC)。

1 SAR 图像稀疏表示及特性分析

1.1 DLWT 基本原理

二维方向小波变换由水平的一维方向小波变换和垂直的一维方向小波变换组成。图像经过二维 DLWT 变换之后,与 DWT 类似,生成了 1 个低频子带 LL 和 3 个高频子带:水平低通、垂直高通子带(HL);水平高通、垂直低通子带(LH);水平高通、垂直高通子带(HH)。一级二维方向提升小波分解示

意图如图 1 所示。

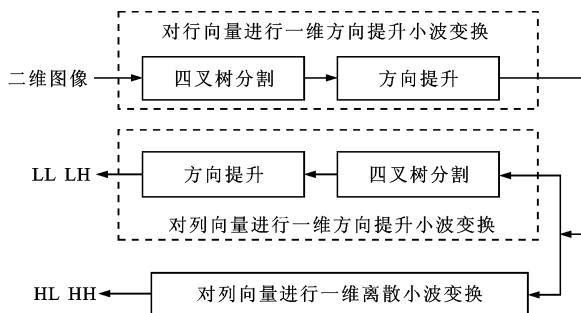


图 1 二维方向提升小波变换原理图

在二维方向提升小波变换中,先将图像自适应地分块,分块情况由方向的复杂程度和所占存储代价决定,通过在存储代价和方向预测性能中寻找平衡点,得到最佳方案。该方案是通过图 1 中在二维图像和低通系数中使用的四叉树分割方案来实现的。具体的四叉树分割以及方向提升方案可以参考文献[8]。

1.2 SAR 图像稀疏表示特性分析

本文采用 DLWT 作为 SAR 图像的稀疏表示,通过实验对比了 DLWT 与 DWT 在小波系数 K 项可压缩性、尺度间相关性、尺度内相关性上的差异。实验中采用 B9/7 滤波器进行了 5 级小波变换(DLWT 和 DWT)。测试图像为 1 幅从美国 Sandia 国家实验室^[9]下载而来的 16 bit 的 512×512 像素 SAR 图像,它由 SAR 复图像的实部和虚部求模得到,如图 2 所示。



图 2 512×512 像素测试图像 Img1

1.2.1 K 项可压缩性 本文使用文献[11]中定义的峰值信噪比作为图像的性能评价标准,定义如下

$$R_{\text{PSN}} = 10 \lg(x_{\text{max}}^2 / e_{\text{MSE}}) \quad (1)$$

$$e_{\text{MSE}} = \frac{1}{AB} \sum_{i=1}^A \sum_{j=1}^B (\hat{x}_{ij} - x_{ij})^2 \quad (2)$$

式中: e_{MSE} 表示重构均方误差; A 和 B 分别代表图像的长和宽; x_{ij} 和 $\hat{x}_{ij}$ 分别代表原始图像和重构图像像素值; x_{max} 代表图像的最大像素值。

实验用 K 项非线性逼近性能来比较 DWT 和 DLWT 的可压缩性能,图 3 给出了按照幅度大小保留相同 K 个 DLWT 和 DWT 系数来重构图像所获得的峰值信噪比。

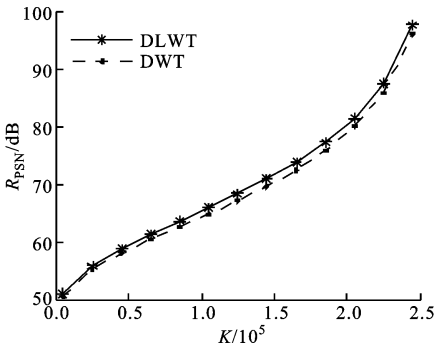


图 3 DLWT 和 DWT 的 K 项非线性逼近性能比较

由图 3 可以看到,DLWT 重构图像的峰值信噪比均高于 DWT 重构图像的峰值信噪比。比如,在 $K=3\times10^5$ 时,DLWT 的非线性逼近性能比 DWT 高 1.07 dB。

1.2.2 小波系数尺度间衰减性 小波系数的幅度和位置在尺度间呈现出如下分布规律:①小波系数的能量更加向低频聚集;②如果父系数是非显著系数,那么它的子系数在很大概率上也是非显著系数。实验用不同尺度上的小波系数的能量分布百分比(ξ)来度量 DLWT 和 DWT 系数在尺度间相关性上的差异。

表 1 DLWT 和 DWT 系数在各尺度上的能量分布百分比

稀疏表示	$\xi/\%$					
	S_0	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5
DLWT	40.02	8.57	11.04	14.23	17.79	8.35
DWT	36.09	5.69	7.23	13.80	24.13	13.06

注: S_0 代表直流低频系数; $S_1\sim S_5$ 代表尺度 1 到尺度 5 上的高频系数。

由表 1 可知,DLWT 变换直流低频系数 S_0 和高频系数 S_1 、 S_2 的能量总是高于 DWT 变换相应系数的能量,而 DWT 变换高频系数 S_4 和 S_5 的能量总是高于 DLWT 相应尺度上系数的能量。这说明,经过 DLWT 变换之后,能量更加向低频聚集,即 DLWT 比 DWT 具有更强的尺度间衰减性。

1.2.3 小波系数尺度内方向聚集性 小波系数在尺度内呈现出如下的相关性:①如果某个系数周围 $c\times d$ 大小的块内显著系数的个数大于设定的阈值,

则该系数在很大概率上也是显著系数;② 3 个高频子带内的系数具有不同的方向相关性,即 HL 子带内水平方向相关性强,LH 子带内垂直方向相关性强,HH 子带内对角方向相关性强。在 HL、LH 和 HH 子带内分别选取 3×5 、 5×3 和 5×5 邻域,如图 4 所示,图中 $a_{i,j}$ 代表图像中位于第 i 行、第 j 列的待判定小波系数。

$a_{i-1,j-2}$	$a_{i-1,j-1}$	$a_{i-1,j}$	$a_{i-1,j+1}$	$a_{i-1,j+2}$
$a_{i,j-2}$	$a_{i,j-1}$	$a_{i,j}$	$a_{i,j+1}$	$a_{i,j+2}$
$a_{i+1,j-2}$	$a_{i+1,j-1}$	$a_{i+1,j}$	$a_{i+1,j+1}$	$a_{i+1,j+2}$

(a) HL, 3×5

$a_{i-2,j-1}$	$a_{i-2,j}$	$a_{i-2,j+1}$	$a_{i+2,j-2}$				$a_{i-2,j+2}$
$a_{i-1,j-1}$	$a_{i-1,j}$	$a_{i-1,j+1}$		$a_{i-1,j-1}$		$a_{i-1,j+1}$	
$a_{i,j-1}$	$a_{i,j}$	$a_{i,j+1}$			$a_{i,j}$		
$a_{i+1,j-1}$	$a_{i+1,j}$	$a_{i+2,j+1}$			$a_{i+2,j-1}$		$a_{i+1,j+1}$
$a_{i+2,j-1}$	$a_{i+2,j}$	$a_{i+2,j+2}$	$a_{i+2,j-2}$				$a_{i+2,j+2}$

(b) LH, 5×3

(c) HH, 5×5

图 4 本文算法所利用的邻域示意图

本文采用聚集度来分析 DLWT 和 DWT 尺度内的相关性强弱。聚集度 D 的计算公式如下

$$D = K/C \tag{3}$$

式中: K 为按照幅度大小保留的小波显著系数的个数; C 为聚集簇的个数,如果小波系数周围邻域内显著小波系数的总个数大于设定的阈值,认为它是一个聚集簇。阈值的确定是在大量实验的基础上得来的,本文算法中 3×5 、 5×3 、 5×5 邻域的阈值分别为 10、10 和 6。

图 5 比较了 DLWT 和 DWT 这 2 种稀疏表示下小波系数尺度内的聚集度。因为邻域窗口是平滑移动的,所以聚集特性越好,聚集簇的个数 C 就应该越

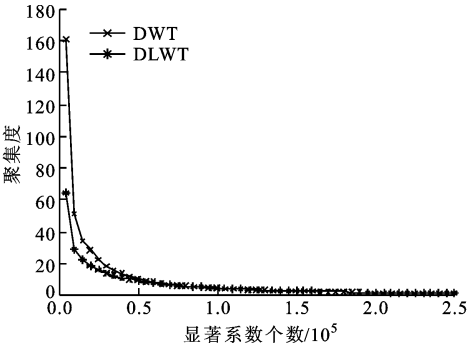


图 5 DLWT 和 DWT 尺度内聚集性比较

大。也就是说,在相同显著系数 K 的条件下,聚集度越小则表示系数的聚集特性越好。从图 5 很明显可以看出,DLWT 的尺度内聚集性要好于 DWT。

2 基于新的小波系数先验模型的贝叶斯压缩感知重构算法

2.1 结合尺度间衰减性和尺度内方向聚集性的概率模型

本文算法在充分考虑小波系数相关性的基础上设计了合理的先验概率模型。假定小波系数服从 spike-and-slab 分布^[10],它的概率模型如下

$$x_i \sim (1 - \pi_i)\delta(0) + \pi_i N(0, \alpha_s^{-1}), \quad i = 1, 2, \dots, P \quad (4)$$

$$\alpha_s \sim \Gamma(c_0, d_0), \quad s = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

式中: x_i 表示小波系数的第 i 个系数; π_i 是小波系数 x_i 为显著系数的概率; $\delta(0)$ 是在 0 点的冲击函数,表示非显著系数; $N(0, \alpha_s^{-1})$ 是均值为 0, 方差为 α_s^{-1} 的高斯分布,表示显著系数; P 为除去直流低频系数部分的小波高频系数的个数; L 是小波分解级数; $\Gamma(\cdot)$ 表示 gamma 函数; c_0, d_0 均为超参数。

另一方面,在压缩感知算法中使用如下噪声模型

$$\mathbf{y} | \mathbf{x}, \alpha_n \sim N(\Phi \mathbf{x}, \alpha_n^{-1} \mathbf{I}) \quad (6)$$

$$\alpha_n \sim \Gamma(a_0, b_0) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{x}$ 代表高频子带的系数; $\mathbf{y}$ 代表高频子带的测量值; α_n^{-1} 表示噪声方差; a_0, b_0 为超参数。

TSW-CS^[7] 算法并未考虑小波系数尺度内的相关性。鉴于此,本文综合利用小波系数尺度间和尺度内相关性来对 π_i 进行更加精确的模型设计,从而获得更好的图像重构效果。本文算法中小波系数为显著系数的概率 π_i 模型如下

$$\pi_i = \begin{cases} \pi_s, & s = 1 \\ \pi_{s,b}^{c,d}, & 2 \leq s \leq L, s \in Z, \\ & c = 0 \text{ 或 } 1, d = 0 \text{ 或 } 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\pi_s \sim B(M_1, N_1), \quad s = 1 \quad (9)$$

$$\pi_{s,b}^{c,d} \sim B(M_{s,b}^{c,d}, N_{s,b}^{c,d}), \quad 2 \leq s \leq L, \quad s \in Z, c = 0 \text{ 或 } 1, d = 0 \text{ 或 } 1 \quad (10)$$

式中: π_s 是小波系数属于尺度 $s=1$ 时的显著性概率; $\pi_{s,b}^{c,d}$ 是小波系数属于尺度 s 、其父系数的状态为 c 、周围邻域状态为 d 、且该小波系数在子带 b ($b \in \{\text{HL}, \text{LH}, \text{HH}\}$) 内时的显著性概率; $B(\cdot)$ 表示 beta 函数; M_1 和 N_1 是当小波系数属于尺度 $s=1$ 时, $B(\cdot)$ 的输入参数; $M_{s,b}^{c,d}$ 和 $N_{s,b}^{c,d}$ 是当小波系数属于尺度 s 、其父系数的状态为 c 、周围邻域状态为 d 、且该小

波系数在子带 b 内时, $B(\cdot)$ 的一组输入参数。

超参数 $a_0, b_0, c_0, d_0, M_1, N_1, M_{s,b}^{c,d}, N_{s,b}^{c,d}$ 的设置如下

$$\left. \begin{aligned} a_0 &= b_0 = c_0 = d_0 = 10^{-6} \\ [M_1, N_1] &= [0.9, 0.1] P_1 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} [M_{s,b}^{0,0}, N_{s,b}^{0,0}] &= [1/P, 1 - 1/P] P_s, \\ 2 &\leq s \leq L \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} [M_b^{1,0}, N_b^{1,0}] &= [M_b^{0,1}, N_b^{0,1}] = [0.5, 0.5] P_s, \\ 2 &\leq s \leq L \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} [M_b^{1,1}, N_b^{1,1}] &= \left[1 - \frac{1}{P}, \frac{1}{P}\right] P_s, \\ 2 &\leq s \leq L \end{aligned} \quad (14)$$

式中: P_1 表示尺寸 $s=1$ 上的小波直流系数的个数; P_s 是尺度 s 上的小波系数个数。

2.2 本文重构算法 DLWT-TDC 重构流程

本文提出了 SAR 图像的压缩感知重构算法 DLWT-TDC, 算法步骤如下。

(1) 对原始 SAR 图像做 DLWT 变换。

(2) 将 DLWT 变换的直流低频系数直接保留, 在后续的 DLWT 反变换中直接使用。

(3) 用高斯随机变量来构造维随机测量矩阵并对测量矩阵进行归一化

$$\Phi \in \mathbf{R}^{N \times P}, \quad N \ll P \quad (15)$$

式中: $N = \lceil \eta P \rceil$, η 为采样率。用测量矩阵 Φ 对高频系数进行随机测量, 得到测量值 $\mathbf{y}$ 。

(4) 用测量值 $\mathbf{y}$ 和测量矩阵 Φ 来重构小波系数: ①按式(11)~(14)初始化贝叶斯模型参数; ②根据模型参数的后验概率分布式估计小波系数, 在每一次迭代中, 使用 MCMC 方法^[7] 采样小波系数; ③最终将多次样本的数学期望作为重构的小波系数输出。

(5) 利用重构的小波高频系数和原始的小波直流低频系数做 DLWT 反变换, 得到重构图像。

3 仿真结果和分析

原始的 MBC 算法^[5] 和 TSW 算法^[7] 中均使用 DWT 作为图像的稀疏表示, 本文仿真实验采用 DLWT 作为 TSW 算法和 MBC 算法中的稀疏表示方式, 分别标记为 DLWT-TSW 和 DLWT-MBC。实验中将对比 2 种稀疏表示方式 DWT 和 DLWT 对重构图像质量的影响。对于图 2 中大小为 512×512 像素的图像 Img1 , 其横纵坐标范围为 $1 \leq i, j \leq 512$, 为了加快测试速度, 在 Img1 中截取坐标为 $(257, 1), (384, 1), (257, 128), (384, 128)$, 大小为

128×128 像素的 SAR 图像 Img2,如图 6 所示。在实验中,使用 B9/7 小波滤波器进行了 4 级 DLWT。

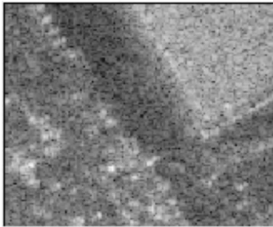


图 6 128×128 像素的测试图像 Img2

3.1 不同采样率下 DLWT 稀疏表示的重构算法性能比较

图 7 给出了图 6 中的测试图像在不同采样率下,采用 3 种重构算法重构图像的峰值信噪比曲线图。

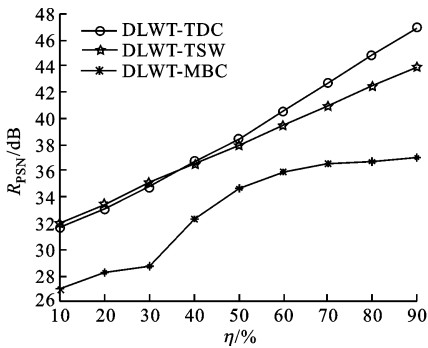


图 7 不同采样率下峰值信噪比曲线图

由图 7 可以看出,本文算法 DLWT-TDC 重构性能远远高于 DLWT-MBC,且在高采样率 50%~90%下重构性能好于 DLWT-TSW 算法,且随着采样率的增大这种优越性就更突出。例如,在 70%高采样率下,与 DLWT-TSW 算法相比,本文算法重构峰值信噪比可提高 1.84 dB;与 DLWT-MBC 相比,本文算法的重构峰值信噪比可提高 6.24 dB。但是,在低采样率下,本文算法和 DLWT-TSW 算法的重构性能相近。例如,在 40%低采样率下,与 DLWT-TSW 算法相比,本文算法重构峰值信噪比可提高 0.07 dB;与 DLWT-MBC 相比,本文算法重构峰值信噪比仍可提高 4.39 dB。

3.2 DLWT 和 DWT 稀疏表示下的压缩感知重构性能

对于图 6 中的测试图像,在 40%采样率下,采用 B9/7 滤波器分别进行 4 级 DLWT 和 DWT,对比 3 种重构算法的峰值信噪比,实验结果如表 2 所示。

表 2 DLWT 与 DWT 稀疏表示下 3 种重构算法的峰值信噪比

稀疏表示	R _{PSN} /dB		
	MBC	TSW	TDC
DLWT	32.25	36.57	36.65
DWT	31.74	35.41	35.31

从表 2 也可以得知,DLWT 作为稀疏表示的重构效果均高于 DWT 作为稀疏表示的重构效果,与 1.2 节实验验证的结果一致。

3.3 本文算法与多尺度分块压缩感知 SPL 重构算法的对比实验

将本文算法与多尺度分块压缩感知 SPL 重构算法 (MS-BCS-SPL)^[12] 以及未采用码率分析的 MS-BCS-SPL 算法 (MS-BCS-SPL-NRA) 作对比。对图 6 测试图像使用 B9/7 小波滤波器进行 4 级小波变换,其中本文算法进行 DLWT,而文献[12]算法进行 DWT。实验中,分解级数 $l=1,2,3,4$,块大小 $B_l=2,4,8,16$ 。实验结果如图 8 所示。

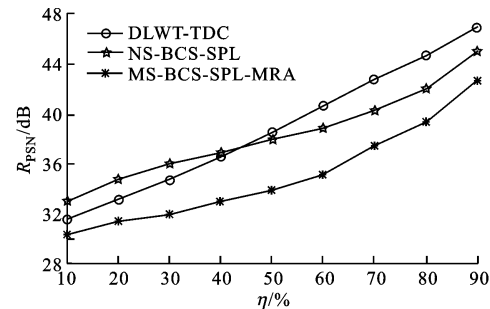


图 8 不同采样率下峰值信噪比曲线图

从图 8 可以看出,在高采样率下,本文算法重构性能要高于 MS-BCS-SPL 算法,但是在低采样率下,本文算法重构峰值信噪比要低于 MS-BCS-SPL。这是由于采样率较低时,能够恢复重构的小波系数较少,因此相对比较独立,尺度内的相关性利用不上。此外,MS-BCS-SPL 算法性能提高的重要原因在于其采用了码率分配,而本文算法 DLWT-TDC 没有采用码率分配。从图 8 还可以看出,无论是低码率还是高码率,当 MS-BCS-SPL 算法不采用码率分配时,本文算法性能明显优于 MS-BCS-SPL 算法。

3.4 本文算法对 256×256 像素图像的实验结果

在以上实验中,可以看到对于 128×128 像素测试图像,本文算法 DLWT-TDC 在高采样率 50%~90%下的重构性能最好。在 Img1 中截取坐标为 (257,1)、(512,1)、(257,256)、(512,256),大小为

256×256 像素的 SAR 图像 Img3,如图 9 所示。实验中使用 B9/7 滤波器进行 4 级 DLWT 变换。表 3 给出了在高采样率 70%和低采样率 40%时,分别使用本文算法和 DLWT-TSW 算法的重构峰值信噪比。

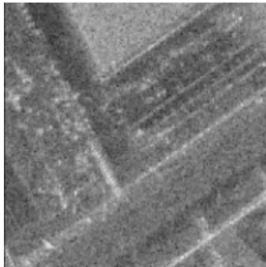


图 9 256×256 像素测试图像 Img3

表 3 256×256 像素测试图像重构峰值信噪比

$\eta/\%$	R_{PSN}/dB	
	DLWT-TSW	DLWT-TDC
40	40.91	41.21
70	47.76	50.14

从表 3 可以看出,在高采样率 70%下,本文算法比 DLWT-TSW 算法性能提高了 2.38 dB,可见对于 256×256 像素的图像,本文算法在高采样率下的重构效果也是最好的,但在低采样率 40%下,本文算法和 DLWT-TSW 算法性能相近,峰值信噪比仅提高了 0.30 dB。

4 结 论

本文利用方向提升小波变换(DLWT)作为 SAR 图像的稀疏表示,获得了更好的可压缩性和尺度间衰减性以及尺度内聚集特性。在此基础上,通过进一步利用小波系数尺度内方向聚集性,设计了精细的先验概率分布模型,并据此提出了一种基于 DLWT 的综合利用尺度间衰减性和尺度内方向聚集性的贝叶斯压缩感知重构算法。实验结果表明,对于 SAR 图像,本文算法 DLWT-TDC 获得了良好的重构性能。

参考文献:

[1] 石光明,刘丹华,高大化,等. 压缩感知理论及其研究进展 [J]. 电子学报, 2009,37(5):1070-1081.
SHI Guangming, LIU Danhua, GAO Dahua, et al. Advances in theory and application of compressive sensing [J]. Electronic Transaction, 2009, 37 (5): 1070-1081.

[2] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993,41(12):3397-3415.
[3] PATI Y C, REZATFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]//Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway, USA: IEEE, 1993:40-44.
[4] NEEDELL D, TROPP J. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3):301-321.
[5] BARANIUK R G, DUARTE M F, HEGDE C. Model-based compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010,56(4):1982-2001.
[6] WU Jiao, LIU Fang, JIAO Licheng, et al. Compressive sensing SAR image reconstruction based on Bayesian framework and evolutionary computation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011,20(7):1904-1911.
[7] HE L H, CARIN L. Exploiting structure in wavelet-based Bayesian compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009,57(9):3488-3497.
[8] 侯兴松,江桂风,吉龙晶,等. 一种方向提升小波变换和网格编码量化的图像编码算法 [J]. 西安交通大学学报, 2010,44(2):67-71.
HOU Xingsong, JIANG Guifeng, JI Longjing, et al. An image coding algorithm combining directional lifting wavelet transform and trellis coded quantization [J]. Journal Xi'an Jiaotong University, 2010,44(2): 67-71.
[9] Sandia National Laboratories. Sandia SAR data[DB/OL]. (2010-11-20)[2012-12-20]. <http://www.sandia.gov/radar/sar-data.html>.
[10] ISHWARAN H, RAO J S. Spike and slab variable selection: frequentist and Bayesian strategies [J]. Annals of Statistics, 2005,33(2):730-773.
[11] DUTKIEWICZ M, CUMMING I. Evaluation of the effects of encoding on SAR data [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1994, 60 (7): 895-904.
[12] FOWER J E, MUM S, TRANSMEI E W. Multiscale block compressive sensing with smoothed projected landweber reconstruction [C]// Proceedings of 19th European Signal Processing Conference. Barcelona, Spain: ECE, 2011:564-568.

(编辑 刘杨)