

文章编号:2095-6134(2015)06-0790-07

# 基于压缩感知的 SAR 图像压缩算法<sup>\*</sup>

许学杰<sup>1,2†</sup>, 潘志刚<sup>1</sup>, 刘 畅<sup>1</sup>

(1 中国科学院电子学研究所, 北京 100190; 2 中国科学院大学, 北京 100049)  
(2014 年 10 月 8 日收稿; 2015 年 5 月 18 日收修改稿)

Xu X J, Pan Z G, Liu C. SAR image compression algorithm based on compressed sensing[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2015, 32(6): 790-796.

**摘 要** 研究基于压缩感知的合成孔径雷达(SAR)图像压缩算法. 根据压缩感知理论, 在信号降维方面, 提出一种更优化的观测矩阵构造方法; 在信号重构方面, 提出一种基于微分熵和迭代加权最小二乘的改进重构算法. 通过对 SAR 图像进行压缩和性能比较, 得出结论: 本文提出的改进算法优于传统的压缩感知算法.

**关键词** 压缩感知; SAR 图像压缩; 微分熵; 迭代加权最小二乘

中图分类号: TN958 文献标志码: A doi:10. 7523/j. issn. 2095-6134. 2015. 06. 010

## SAR image compression algorithm based on compressed sensing

XU Xuejie<sup>1,2</sup>, PAN Zhigang<sup>1</sup>, LIU Chang<sup>1</sup>

(1 Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;  
2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract** In this work, SAR image compression algorithm based on compressed sensing is studied. Based on the theory of compressed sensing, a new approach for measurement matrix construction is proposed in dimension reduction domain while a new algorithm named improved iteratively reweighted least squares based on differential entropy for signal reconstruction is put forward as well. The conclusion can be drawn that the new compression algorithm is prior to traditional compression algorithms after the SAR image compression experiment and the compression performance comparison.

**Key words** compressed sensing; SAR image comprssion; differential entropy; iteratively reweighted least squares

合成孔径雷达是一种高分辨率微波遥感成像系统, 具有全天时、全天候的特点, 在环境保护、灾害监测、资源勘查等方面具有重要的应用, 随着高分辨率 SAR 成像系统的快速发展, SAR 图像产生

速度不断加快, 大量的 SAR 图像给存储和传输带来了巨大的压力, 如何高倍数地压缩以及精确地重构 SAR 图像成为 SAR 图像处理的重要课题.

压缩感知理论作为一种新的信号压缩与重建

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金(61101201)资助  
<sup>†</sup> 通信作者, E-mail: zhongkeyuanxxj@163.com

算法<sup>[1]</sup>,已经成为研究的热点. 在传统的采样定理中,带限信号的采样频率必须大于带宽的 2 倍才能完全重构信号,而压缩感知理论打破了传统理论的这一局限,该理论指出,只要信号是稀疏的或者在某个变换域是稀疏的,该信号就可以通过一个与变换矩阵不相关的观测矩阵降维得到观测信号,从而达到压缩的效果,观测信号包含了稀疏信号所有的重要信息,因此在压缩感知理论的支撑下,通过求解一个最优化问题,就可以精确重构原始信号. 由此可见,稀疏变换、观测矩阵和重构算法是压缩感知理论最关键的 3 个环节,常见的稀疏变换有离散余弦变换、小波变换、混合稀疏基变换等,常见的观测矩阵有高斯随机测量矩阵、伯努利随机测量矩阵、确定性测量矩阵等,常见的重构算法有正交匹配追踪算法<sup>[2]</sup>、子空间追踪算法<sup>[3]</sup>、压缩采样匹配追踪算法<sup>[4]</sup>和迭代硬阈值算法<sup>[5-6]</sup>等.

最近几年,基于压缩感知的 SAR 图像压缩逐渐引起了人们的关注. Bhattacharya 等<sup>[7]</sup>将压缩感知应用于 SAR 图像原始数据获取上,不仅减轻了数据存储的压力,还降低了计算复杂度. 徐虎和谢晓春<sup>[8]</sup>引入 Bandelets 基,实现对 SAR 图像稀疏表示. 解成俊等<sup>[9]</sup>通过修改基追踪算法的约束条件改进重构算法. 徐建平和皮亦鸣<sup>[10]</sup>则提出一种基于贝叶斯匹配追踪的 SAR 图像重构的新方法,将 SAR 图像的重构过程看作是一个线性回归问题. 尽管基于压缩感知的 SAR 图像压缩技术研究取得了一定进展,但是收效甚微,主要问题有观测矩阵感知功能不佳,重构效果不如预期等. 基于此,本文将高斯随机矩阵和哈达玛矩阵有机结合起来,提出一种新的观测矩阵构造方法,并从信息熵的角度,提出一种迭代加权最小二乘的改进重构算法,通过设定迭代阈值,在保证精度的同时提高迭代收敛速度,从而改善 SAR 图像压缩的性能.

## 1 压缩感知理论与算法设计

### 1.1 稀疏性

压缩感知理论表明,如果信号是稀疏的或者在某个域是稀疏的,该信号就可以通过远小于传统理论所需数目的测量值重建. 所以,信号的稀疏性是压缩感知理论的前提.

假设一个一维离散信号  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ , 长度为  $N$ ,

$\Psi_i (1 \leq i \leq N)$  为空间  $\mathbb{R}^N$  的一组正交基,根据线性代数知识,  $\mathbf{x}$  可以由这组正交基表示如下:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \Psi_i, \tag{1}$$

把式(1)写成矩阵形式为

$$\mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\alpha}, \tag{2}$$

式中,若  $\boldsymbol{\alpha}$  中只有  $K$  个分量不为零或者远大于零,有  $N - K$  个分量为零或者趋近于零,则称信号  $\mathbf{x}$  在变换域  $\Psi$  上是  $K$ -稀疏的. 稀疏基  $\Psi$  可以是正交的也可以是非正交的,常用的稀疏基有傅里叶变换基、离散余弦变换基、离散小波变换基等. 本文采用离散小波变换基,因为合成孔径雷达图像不具备稀疏性,它的能量分散在图像的各个部分,经过小波变换后,能量集中在低频子代,而高频子代的能量很少,这在一定程度上实现了图像的稀疏性.

### 1.2 观测矩阵的设计

压缩感知理论表明,如果信号满足一定程度上的稀疏性,则可通过一个与变换基不相关的测量矩阵降维得到测量值,达到压缩的效果,但降维得到的测量值必须包含信号最重要的信息. 因此,测量矩阵的设计是压缩感知理论至关重要的一步.

假设一个一维离散  $K$ -稀疏信号  $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}^N$ , 长度为  $N$ , 用一个观测矩阵  $\Phi$  对该信号进行测量,得到观测值  $\mathbf{y}$

$$\mathbf{y} = \Phi \boldsymbol{\alpha}, \tag{3}$$

式中,  $\Phi$  称为观测矩阵,大小为  $M \times N$  ( $M < N$ ),  $\Phi$  的每一行可以看作一个传感器,它与信号  $\boldsymbol{\alpha}$  相乘得到一个观测值,这个观测值包含了信号的一部分信息,  $\Phi \boldsymbol{\alpha}$  相当于用  $M$  个传感器与信号  $\boldsymbol{\alpha}$  相乘得到  $M$  个观测值,而这  $M$  个观测值包含信号的全部信息,因此,通过这  $M$  个观测值就可以精确重建原始信号.

传统的观测矩阵分为随机观测矩阵和确定性观测矩阵,这两类矩阵各有优缺点,随机观测矩阵相关性低但是不确定性高,即重构效果好但是不易于硬件实现,而确定性观测矩阵反之. 基于此,本文通过分析这两种观测矩阵的优缺点提出一种新的观测矩阵构造方法,经过多次对比实验表明,新观测矩阵的压缩性能明显优于传统矩阵.

假设观测矩阵的维数为  $M \times N$ , 则新矩阵的构造过程如下:

1) 通过下列公式得到哈达玛矩阵的维度  $K_0$  :

$$K = \text{floor}(\log_2 M), \tag{4}$$

$$K_0 = 2^K, \tag{5}$$

2) 构造一个  $K_0 \times K_0$  维的哈达玛矩阵  $\boldsymbol{H}_0$  ;

3) 构造一个  $(M - K_0) \times K_0$  维的高斯随机正交化矩阵  $\boldsymbol{A}_1$  ;

4) 将矩阵  $\boldsymbol{H}_0$  和  $\boldsymbol{A}_1$  组合构成一个  $M \times K_0$  维的矩阵  $\boldsymbol{H}_1$  ;

5) 构造一个  $M \times (N - K_0)$  维的随机高斯正交化矩阵  $\boldsymbol{A}_2$  ;

6) 将矩阵  $\boldsymbol{H}_1$  和  $\boldsymbol{A}_2$  组合构成一个  $M \times N$  维的新矩阵  $\boldsymbol{H}$  .

新矩阵的构造方法克服了哈达玛矩阵对信号维数的限制,而随机矩阵的引入,降低了整体矩阵列之间的相关性,并且它的构造过程没有对矩阵的行进行随机取舍,既不会给硬件实现带来压力也不会造成资源的浪费.

1.3 压缩感知重构算法的设计

压缩感知理论表明:用观测矩阵获得观测值后,通过求解一个最优化问题,可以精确重构原始信号.由此可见,压缩感知的重构算法主要是围绕一个最优化问题进行的.

由式(3)可知,方程的个数远小于未知数的个数,所以该方程的解有无穷多个,但是因为  $\boldsymbol{\alpha}$  是  $K$ -稀疏信号,式(3)的方程就和一般的欠定方程不太一样,理论证明:通过求解下面这个最优 0-范数问题可以精确重构信号  $\boldsymbol{\alpha}$  :

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \operatorname{argmin} \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \text{ s.t. } \boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha}, \tag{6}$$

式中,  $\|\cdot\|_0$  就是 0-范数,  $\|\boldsymbol{\alpha}\|_0$  表示离散稀疏信号  $\boldsymbol{\alpha}$  中非零值的个数.但因为式(6)的求解是一个 NP-hard 问题,0-范数是不连续的,所以难以快速求解,一般需要对式(6)进行等价转化.常用的方法是将 0-范数问题转化为 1-范数问题进行优化求解.有理论证明: $q$ -范数( $0 < q < 1$ )最小化能以更快的速度精确地重构原始信号<sup>[11]</sup>.基于此,本文提出一种基于微分熵的  $q$ -范数最小化算法.

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \operatorname{argmin} \|\boldsymbol{\alpha}\|_q^q \text{ s.t. } \boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha}, \tag{7}$$

式中,  $\|\cdot\|_q$  就是  $q$ -范数,定义为  $\|\boldsymbol{\alpha}\|_q = (\sum_{i=1}^N |\alpha_i|^q)^{\frac{1}{q}}$ ,由极限知识易得

$$\|\boldsymbol{\alpha}\|_q = (\sum_{i=1}^N |\alpha_i|^q)^{\frac{1}{q}} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} (\sum_{i=1}^N |\alpha_i + \varepsilon|^q)^{\frac{1}{q}}$$

$$= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} (\sum_{i=1}^N ((\alpha_i + \varepsilon)^2)^{q/2})^{\frac{1}{q}}. \tag{8}$$

当  $\varepsilon$  趋向于 0 时,  $\varepsilon^2 = 0(\alpha_i \varepsilon)$ , 因此可以将式(7)做如下等价变换:

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \operatorname{argmin} \{k \times \sum_{i=1}^N (\alpha_i^2 + 2\varepsilon\alpha_i)^{\frac{q}{2}} \mid \boldsymbol{\alpha} \in R^N, \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{y}\}, \tag{9}$$

式中,  $k$ 、 $q$ 、 $\varepsilon$  都是实数,且  $q \in (0, 1)$ , 引入拉格朗日乘子:

$$\operatorname{argmin} J(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\lambda}) = \operatorname{argmin} \{k \times \sum_{i=1}^N (\alpha_i^2 + 2\varepsilon\alpha_i)^{\frac{q}{2}} + \boldsymbol{\lambda}^T (\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{y})\}, \tag{10}$$

式中,  $\boldsymbol{\lambda}$  是一个  $M \times 1$  维的乘子. 令

$$\frac{\partial J}{\partial \alpha_i} = 0, \tag{11}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \lambda_j} = 0, \tag{12}$$

由(11)和(12)式可得

$$k \times q \times (\alpha_i + \varepsilon) (\alpha_i^2 + 2\varepsilon\alpha_i)^{\frac{q}{2}-1} + \sum_{j=1}^N \lambda_j \times \Phi_{ji} = 0, \tag{13}$$

$$\sum_{n=1}^N (\Phi_{jn} \alpha_n - y_j) = 0. \tag{14}$$

如果利用迭代法,需要达到目的是:当  $n \rightarrow \infty$ ,  $\|\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)} - \boldsymbol{\alpha}^{(n)}\| \rightarrow 0$ , 即  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  通过不断迭代最终会收敛,其中  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  表示第  $n$  次迭代得到的值,  $\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)}$  表示第  $n+1$  次迭代得到的值. 又  $\varepsilon \rightarrow 0$  时,  $\alpha_i + \varepsilon \rightarrow \alpha_i$ , 由式(13)可以采用如下迭代方法:

$$\alpha_i^{(n+1)} = - (\sum_{j=1}^N \lambda_j \times \Phi_{ji}) ((\alpha_i^{(n)})^2 + 2\varepsilon\alpha_i^{(n)})^{1-\frac{q}{2}}, \tag{15}$$

推广为矢量形式:

$$\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)} = -\boldsymbol{A}^{(n)} \boldsymbol{\Phi}^T \boldsymbol{\lambda}^{(n+1)}, \tag{16}$$

$$\boldsymbol{A}^{(n)} = \begin{bmatrix} \omega_1^{(n)} & & & \\ & \omega_2^{(n)} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \omega_i^{(n)} \\ & & & & \ddots \end{bmatrix}_{N \times N},$$

$$\boldsymbol{\Phi} = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \cdots & \Phi_{1N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \Phi_{M1} & \Phi_{M2} & \cdots & \Phi_{MN} \end{bmatrix}_{M \times N},$$

$$\boldsymbol{\lambda}^{(n+1)} = \begin{bmatrix} \lambda_1^{(n+1)} \\ \lambda_2^{(n+1)} \\ \vdots \\ \lambda_M^{(n+1)} \end{bmatrix}_{M \times 1},$$

其中,  $\mathbf{A}^{(n)}$  是个对角矩阵, 加权项  $\omega_i^{(n)} = ((\alpha_i^{(n)})^2 + 2\varepsilon\alpha_i^{(n)})^{1-\frac{q}{2}}$ .

因为  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  最终会收敛, 所以可以将式(14)推广为如下矢量形式

$$\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)} - \mathbf{y} = \mathbf{0}. \quad (17)$$

联立式(16)和式(17)可以得到

$$\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)} = \mathbf{A}^{(n)} \boldsymbol{\Phi}^T (\boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}^{(n)} \boldsymbol{\Phi}^T)^{-1} \mathbf{y}. \quad (18)$$

由上面的分析可知, 后一次的重建值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)}$  是通过前一次的重建值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  迭代得到, 因此考虑综合前后两次重建值来更新后一次的重建值, 这样可以削弱在迭代过程中出现的偶然性误差, 从而提高压缩性能. 熵代表信息量, 实际得到的数据是离散数据, 所以考虑用离散微分熵作为加权因子:

$$h(\boldsymbol{\alpha}^{(n)}) = - \sum_i P_{\boldsymbol{\alpha}^{(n)}}(i) \times \log(P_{\boldsymbol{\alpha}^{(n)}}(i)), \quad (19)$$

$$P_{\boldsymbol{\alpha}^{(n)}}(i) = \frac{n_{\boldsymbol{\alpha}^{(n)}}(i)}{N}. \quad (20)$$

式(20)中,  $P_{\boldsymbol{\alpha}^{(n)}}(i)$  表示第  $n$  次迭代得到的重建值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  在第  $i$  个量化间隔的统计概率,  $n_{\boldsymbol{\alpha}^{(n)}}(i)$  表示第  $n$  次迭代得到的重建值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  在第  $i$  个量化间隔的元素个数,  $N$  表示重建数据的长度或者原始数据的长度. 如果后一次重建值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)}$  的微分熵大于前一次重建值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  的微分熵, 则通过下式更新后一次的重建值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)}$ :

$$\omega_{\alpha}^{(n)} = \frac{h(\boldsymbol{\alpha}^{(n)})}{h(\boldsymbol{\alpha}^{(n)}) + h(\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)})}, \quad (21)$$

$$\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)} = \omega_{\alpha}^{(n)} \times \boldsymbol{\alpha}^{(n)} + (1 - \omega_{\alpha}^{(n)}) \times \boldsymbol{\alpha}^{(n+1)}. \quad (22)$$

最后, 设定一个硬性迭代停止条件: 本文固定一个与原始数据长度相关的迭代次数; 设定一个软性迭代停止条件: 在循环进行中, 设定一个阈值门限, 判断前一次迭代的重构值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n)}$  和后一次迭代的重构值  $\boldsymbol{\alpha}^{(n+1)}$  的 2-范数之差与阈值门限的关系决定迭代是否提前结束. 通过双重门限保证重构精度, 并提高运算效率.

## 2 基于压缩感知的 SAR 图像压缩流程

基于压缩感知的 SAR 图像压缩方法是将采

样和压缩合为一体, 即边采样边压缩, 这样通过直接减少采样数据来达到压缩的目的, 可以大大缓解对 SAR 图像数据存储和传输的压力. 具体的实现步骤如下:

1) 将 I、Q 两路数据进行分块, 对每一块数据分别进行处理;

2) 通过离散小波变换对分块后的数据进行稀疏变换, 使得变换后的数据具有近似稀疏特性;

3) 利用新观测矩阵构造方法构造观测矩阵, 把变换后的数据通过该观测矩阵进行降维处理得到观测值;

4) 利用改进的重构方法对观测值的每一列进行循环处理得到重构值;

5) 对重构值进行离散小波反变换, 得到分块数据的估计值;

6) 把所有分块数据的估计值连接起来, 得到原始 I、Q 两路数据的估计值.

## 3 实验比较与性能分析

### 3.1 数据域的评估标准

1) 峰值信噪比

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg \frac{\max \times \max}{\text{MSE}}, \quad (23)$$

式中,  $\max$  为数据的峰值, MSE 为均方误差, 定义如下:

$$\text{MSE} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [g_1(i, j) - g_0(i, j)]^2, \quad (24)$$

式中,  $g_1(i, j)$ 、 $g_0(i, j)$  分别是压缩后和压缩前 I 路或者 Q 路的数据.

2) 平均相位误差

$$\Theta = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |\Theta_1(i, j) - \Theta_0(i, j)|, \quad (25)$$

式中,  $\Theta_1(i, j)$  和  $\Theta_0(i, j)$  分别是压缩后和压缩前的数据相位, 相位定义如下

$$\Theta(i, j) = \arctg\left(\frac{Q_{i,j}}{I_{i,j}}\right), \quad (26)$$

式中,  $I_{i,j}$ 、 $Q_{i,j}$  分别代表 I 路和 Q 路的数据.

### 3.2 图像域的评估标准

在图像域评判一个压缩算法的性能, 主要是看图像压缩后幅度保持的效果, 因为这对人的视觉产生直接的影响. 这里采用峰值信噪比作为压



缩算法有效性的衡量指标,它的表达式同式(24)一样.不过需要注意的是,此时的均方误差 MSE 中的  $g_1(i,j)$ 、 $g_0(i,j)$  分别是压缩后和压缩前的幅度值,定义如下:

$$g(i,j) = \sqrt{I_{i,j}^2 + Q_{i,j}^2}.$$

(27)

3.3 实验结果及分析

3.3.1 基于不同观测矩阵的实验结果

实验中,用小波变换基对图像进行稀疏变换,观测矩阵分别选取高斯随机观测矩阵(表中简称:高斯)、部分哈达玛观测矩阵(表中简称:哈达)、本文设计的新组合观测矩阵(表中简称:新矩),重建算法采用本文提出的基于微分熵和迭代加权最小二乘的改进算法(简称 CMRLS),需要说明的是, $q$  的取值需要根据具体图像具体分析,在本文中,经过多次重复实验后发现,当  $q$  取值为 0.7 时,性能最优.表 1、表 2 分别列出在不同大小的数据分块下,基于不同观测矩阵在各采样率下的实验结果.

表 1 基于不同观测矩阵 I 路数据压缩性能比较(64×64 分块)

Table 1 Compression performance comparison of data from channel I based on different measurement matrixes (size:64×64)

压缩方法	采样率	观测矩阵	数据域		图像域
			PSNR/dB	平均相位误差	PSNR/dB
CMRLS	0.7	高斯	27.820 2	0.494 6	27.655 1
		哈达	29.021 2	0.370 2	28.869 8
		新矩	30.026 0	0.340 1	30.105 2
	0.6	高斯	25.382 4	0.747 3	25.382 1
		哈达	26.958 7	0.490 4	26.690 1
		新矩	29.164 0	0.350 4	29.157 5
	0.5	高斯	24.723 4	0.741 2	24.808 1
		哈达	26.596 5	0.478 2	26.255 3
		新矩	29.653 7	0.276 6	29.319 4
	0.4	高斯	22.998 5	0.756 0	23.071 1
		哈达	23.275 9	0.982 7	23.201 9
		新矩	26.684 5	0.423 1	26.390 6
	0.3	高斯	22.036 8	0.839 1	22.267 6
		哈达	25.584 8	0.439 7	24.739 4
		新矩	26.650 7	0.372 0	26.095 2

从表 1 或表 2 可以看出,在基于压缩感知的 SAR 图像压缩和重构实验中,无论是在数据域还是图像域,以新矩阵为观测矩阵得到的 PSNR 值明显高于以高斯随机矩阵或以哈达玛矩阵为观测矩阵得到的 PSNR 值,而平均相位误差则明显低

表 2 基于不同观测矩阵 I 路数据压缩性能比较(128×128 分块)

Table 2 Compression performance comparison of data from channel I based on different measurement matrixes (size:128×128)

压缩方法	采样率	观测矩阵	数据域		图像域
			PSNR/dB	平均相位误差	PSNR/dB
CMRLS	0.7	高斯	28.451 2	0.459 4	28.282 2
		哈达	23.791 8	0.652 0	24.809 5
		新矩	30.026 4	0.346 3	30.166 0
	0.6	高斯	26.481 9	0.601 8	26.411 8
		哈达	26.877 5	0.562 2	26.726 5
		新矩	29.048 8	0.358 5	29.081 9
	0.5	高斯	25.889 9	0.580 4	25.634 1
		哈达	23.134 8	0.720 3	23.926 8
		新矩	29.737 2	0.270 9	29.399 3
	0.4	高斯	23.628 9	0.885 2	23.716 9
		哈达	25.318 6	0.560 1	24.967 3
		新矩	26.436 0	0.451 7	26.221 8
	0.3	高斯	22.155 1	0.895 3	22.323 9
		哈达	21.926 3	0.906 6	22.226 2
		新矩	26.293 4	0.412 3	25.890 5

于后两者.随着采样率的减小,总体峰值信噪比呈现减小趋势,总体平均相位误差则呈现增大趋势,但是从表 1 可以看到,采样率从 0.7 下降到 0.3 时,新矩阵依然保持较好的峰值信噪比,对应的平均相位误差才增加了 0.03 rad,这说明新矩阵具有良好的相位保持特性.比较表 1 和表 2 容易看出,不同的分块大小并不影响新矩阵在性能上的优势.另外在做实验的过程中可以发现,同一采样率下对不同观测矩阵进行相同次数的压缩实验,新矩阵对应的重构成功次数最多,即重构成功的概率更大,这说明以新矩阵为观测矩阵重构得到的图像性能更加稳定.通过以上实验分析可得,本文设计的新矩阵具有更好的感知功能,能够集合更多原始图像的信息,从而提高图像的重构效果.

3.3.2 基于不同重构算法的实验结果

实验中,用小波变换基对图像进行稀疏变换,观测矩阵选择本文设计的新组合观测矩阵,重构算法分别选择正交匹配追踪算法(OMP)、正则化的正交匹配追踪算法(ROMP)、子空间追踪算法(SP)、逐步正交匹配追踪算法(STOMP)、可压缩采样的匹配追踪算法(CoSaMP)、迭代硬阈值算法(IHTs)、迭代加权最小二乘算法(IRLS)、本文提出的基于微分熵和迭代加权最小二乘的改进重构算法(CMRLS).表 3—表 6 分别列出在相同观测

矩阵(新矩)下,基于不同重构算法在各采样率下的实验结果.

表 3 基于不同重构算法的 I 路数据压缩  
性能比较(采样率为 0.7)

Table 3 Compression performance comparison of data from channel I based on different recovery algorithms( rate = 0.7)				
压缩方法	采样率	数据域		图像域
		PSNR/dB	平均相位误差	PSNR/dB
OMP	0.7	28.290 9	0.336 7	27.915 8
ROMP		29.635 4	0.276 6	29.297 5
SP		28.381 3	0.305 2	27.996 0
STOMP		29.903 6	0.285 0	29.698 9
CoSaMP		28.251 3	0.336 8	27.902 8
IHTs		27.221 1	0.430 7	26.867 1
IRLS		30.911 3	0.309 5	30.971 8
CMRLS		31.927 1	0.268 8	31.865 9

表 4 基于不同重构算法的 I 路数据压缩  
性能比较(采样率为 0.6)

Table 4 Compression performance comparison of data from channel I based on different recovery algorithms( rate = 0.6)				
压缩方法	采样率	数据域		图像域
		PSNR/dB	平均相位误差	PSNR/dB
OMP	0.6	27.965 0	0.347 4	27.535 0
ROMP		29.510 7	0.283 7	29.176 5
SP		28.018 7	0.315 5	27.583 1
STOMP		25.798 5	0.312 3	26.055 9
CoSaMP		27.779 1	0.351 2	27.401 4
IHTs		26.216 2	0.495 2	25.810 1
IRLS		29.709 8	0.322 6	29.621 8
CMRLS		30.594 4	0.280 5	30.365 7

表 5 基于不同重构算法的 I 路数据压缩  
性能比较(采样率为 0.5)

Table 5 Compression performance comparison of data from channel I based on different recovery algorithms( rate = 0.5)				
压缩方法	采样率	数据域		图像域
		PSNR/dB	平均相位误差	PSNR/dB
OMP	0.5	27.510 5	0.367 1	27.000 9
ROMP		29.447 3	0.287 7	29.118 1
SP		27.510 5	0.329 7	27.000 9
STOMP		29.728 4	0.271 2	29.386 2
CoSaMP		25.314 3	0.457 5	25.022 6
IHTs		23.499 9	0.979 6	23.511 4
IRLS		29.737 2	0.270 8	29.398 6
CMRLS		29.750 3	0.270 6	29.403 1

表 6 基于不同重构算法的 I 路数据压缩  
性能比较(采样率为 0.4)

Table 6 Compression performance comparison of data from channel I based on different recovery algorithms( rate = 0.4)				
压缩方法	采样率	数据域		图像域
		PSNR/dB	平均相位误差	PSNR/dB
OMP	0.4	25.317 0	0.617 9	24.791 4
ROMP		26.897 0	0.334 5	26.192 0
SP		25.434 5	0.452 5	24.875 4
STOMP		25.198 2	0.513 8	22.951 8
CoSaMP		24.972 9	0.660 9	24.546 7
IHTs		22.630 9	0.802 9	22.794 5
IRLS		27.063 0	0.405 1	26.715 4
CMRLS		27.836 3	0.320 7	27.259 5

对表 3—表 6 进行比较可以看出,无论是在数据域还是图像域,利用 CMRLS 算法对图像进行重构比传统算法进行重构得到的 PSNR 要高,平均相位误差则要低,因此利用改进算法重构得到的图像质量更好,从而证明了改进算法的优越性.从表中还可以看出,随着采样率不断降低,PSNR 值越来越小,平均相位误差越来越大,这说明重构图像的质量越来越差,究其原因,这是由于测量值包含了图像重要的信息,采样率低意味着得到的测量值少,包含图像的信息就少,从而导致重构效果变差,即便如此,CMRLS 算法仍然能够保持较高的峰值信噪比和较低的相位误差,这从另一方面证明了 CMRLS 算法比传统算法具有更好的重构效果.

图 1 给出了基于不同重构算法的实验结果图像.

4 结束语

本文提出一种新的观测矩阵构造方法和一种改进的压缩感知重建算法,新的观测矩阵结合了随机高斯矩阵和哈达玛矩阵的优点,改进的重建算法基于微分熵和迭代加权最小二乘.从对 SAR 图像的压缩和重构实验可以看出,新的观测矩阵相对于传统的观测矩阵具有更优的性能,可以提高重建图像的质量.改进的重建算法比传统算法无论是在峰值信噪比还是在平均相位误差上都有明显的优势,而且重构性能更加稳定.目前国内基于压缩感知的 SAR 图像压缩技术研究还不是很深入,虽然本文提出的算法在基于压缩感知的 SAR 图像压缩和重建上有一定的成效,但是总

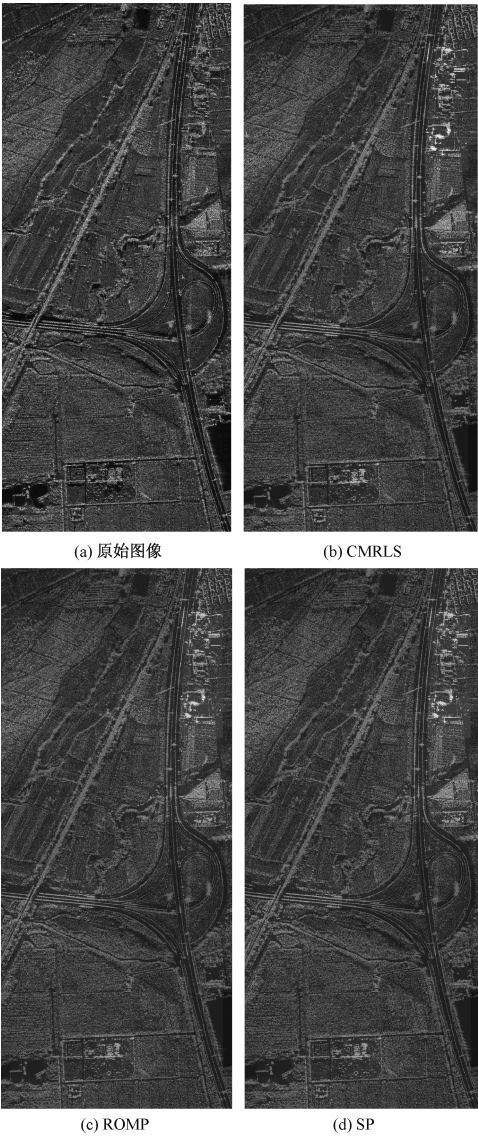


图 1 原始图像和基于不同重构算法得到的图像

Fig.1 Original image and images obtained using different recovery algorithms

体的峰值信噪比还是偏低,而平均相位误差偏高,因此进一步提高图像重建的峰值信噪比和降低平均相位误差来保持 SAR 图像的幅度和相位信息是接下来研究的重点.

参考文献

[ 1 ] Donoho D L. Compressed sensing [ J ]. IEEE Transactions on Information Theory,2006,52(4):1 289-1 306.

[ 2 ] Tropp J, Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [ J ]. IEEE Trans on Information Theory,2007,53(12):4 655-4 666.

[ 3 ] Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [ J ]. IEEE Trans on Information Theory,2009,55(5):2 230-2 249.

[ 4 ] Needell D,Tropp J A. CoSaMP:iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [ J ]. Applied and Computational Harmonic Analysis,2009,26(3):301-321.

[ 5 ] Blumensath T,Davies E. Iterative thresholding for sparse approximations [ J ]. Journal of Fourier Analysis and Applications,2008,14(5):629-654.

[ 6 ] Blumensath T,Davies E. Iterative thresholding for compressed sensing[ J ]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009,27(3):265-274.

[ 7 ] Bhattacharya S, BlumensathT, MulgrewB, et al. Fast encoding of synthetic aperture radar raw data using compressed sensing [ C ] // IEEE Workshop on Statistical Signal Processing. Madison. USA: IEEE Press, 2007;448-452.

[ 8 ] 徐虎,谢晓春. 基于第二代 Bandelet 基的 SAR 图像压缩感知及其重建[J]. 赣南师范学院学报,2013,3(3):14-17.

[ 9 ] 解成俊,徐林,张铁山. 利用基追踪算法实现图像压缩感知重建研究[J]. 电子设计工程,2011,19(11):163-165.

[ 10 ] 徐建平,皮亦鸣. 基于贝叶斯匹配追踪的 SAR 图像重构 [ J ]. 计算机应用研究,2012,29(7):2 722-2 724.

[ 11 ] Chartrand R, Staneva V. Restricted isometry properties and nonconvex compressive sensing [ J ]. Inverse Problems,2008, 24(3):1-14.