

doi:10.13756/j.gtxyj.2016.01.022

无线通信技术

基于压缩感知的 OMP 改进重构算法

王 军^a, 孔令斌^a, 赵 洁^b

(西安邮电大学 a. 通信与信息工程学院; b. 电子工程学院, 西安 710121)

摘要:针对无线通信网络近些年出现的大数据量信号的情况,在对信号采样的同时进行适当压缩,利用合适的重构算法实现了用少量的采样值或观测值对信号进行重构。在原有基于 OMP(正交匹配追踪)的压缩感知重构算法的基础上引入 AS(交替步长),提出一种新的改进算法——GP-OMP(梯度正交匹配追踪)算法。实验结果表明,该改进算法利用前一感知时刻获得的频谱信息,不仅能有效地降低重构算法的计算量,还能有效地减少重构耗时,并得到与原有方法基本一致的重构效果。

关键词: 重构算法; 压缩感知; 交替步长; 频谱感知

中图分类号: TN911.23 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8788(2016)01-0074-05

An Improved Reconstruction Algorithm for Compressed Sensing-Based OMP

WANG Jun^a, KONG Ling-bin^a, ZHAO Jie^b

(a. School of Communication and Information Engineering;

b. School of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: In view of the emergence of mega data signals in wireless communication networks in recent years, this paper properly compresses these signals while performing signal sampling and realizes their reconstruction with small amount sampling value or observed value by using an appropriate reconstruction algorithm. On the basis of the original Orthogonal Matching Pursuit (OMP)-based compressed sensing reconstruction algorithm, the Alternating Step-size (AS) is introduced and an improved algorithm, i. e. GP-OMP algorithm proposed. Experimental results show that the spectrum information this algorithm obtained by using the previous sensing moment can not only effectively reduce the amount of computations by the reconstruction algorithm, but also the reconstruction time, with almost the same results as those by using the original method.

Key words: reconstruction algorithm; compressed sensing; alternately step; spectrum sensing

0 引 言

近年来,一种新型的采样理论——压缩感知^[1]在信号处理领域诞生。该理论的突出优点是将传统的数据压缩与数据采集结合起来。重构算法是信号处理领域和应用数学中一个新的研究方向,是压缩感知理论的一个关键部分,它涉及到压缩信号的精确重构和采样过程中的准确性验证。我们在实践中使用了不同的优化算法,其中凸优化算法中使用了 BP(基追踪)、LARS(最小角度回归)^[2]和 GPRS(梯度投影的稀疏重构)^[3]。近年来,贪婪策略已被广泛使用,在某些情况下它比推算的方法具有更好的性能。在 MP(匹配追踪)中,OMP^[4](正交匹配追踪)、正则 OMP^[5]和稀疏自适应 MP^[6]均为贪婪算法。通过将 MP 与优化算法相结合,从而推导出新的算法——DP(定向追踪)^[7]算法。OMP^[8]算法是常用的一种信号重构算法,但是当信号长度很长时,信号重构过程耗时会更长,频谱感测的实时性会受到影响。

本文首先分析了压缩感知的基本理论和现有的

重构算法,然后通过使用 AS(交替步长)法,即基于所述优化理论改变步长来改善 GP(梯度追踪)算法,以克服最速下降步长大小的锯齿现象,最后与 OMP 算法组成新的改进算法。结果表明,该方法不仅可以大大减少信号重构算法的耗时,还可以达到与现有 OMP 算法基本一致的重构效果。

1 压缩感知理论

目前,对压缩感知理论的研究已有了很大的进展,其中针对重构算法的研究,一些学者提出了贪婪算法,但这类算法重构精度比较低,且耗时较多;而另一些学者则提出了基于贝叶斯的压缩感知方法。此外,还有很多需要解决的问题。

1.1 压缩感知的基本框架

压缩感知理论是新的信号采样、编码和解码理论。信号的采样速率不仅与带宽有关,还与信号的结构和位置密切相关。编码过程是一种优化的算法,是围绕观测矩阵展开的。该理论已经被证实,即以一个相对较低的采样速率对信号进行正确采样,能以很高的概率重构出原始信号。

压缩感知理论框架如图 1 所示,主要包括稀疏信号的 3 个步骤:首先,如果信号 $\mathbf{x} \in R^N$ (R 为实数, N 为维数)在某个正交基或紧框架 Ψ 上是可压缩的,则计算变换系数 $\Theta = \Psi^T \mathbf{x}$, Θ 为 Ψ 的等价或近似稀疏表示;然后,设计一个平稳变换基 Ψ 和不相关的 $M \times N$ 观测矩阵 Φ ,对 Θ 进行观测,得到观测集合 $\hat{\mathbf{x}} = \Phi\Theta = \Phi\Psi^T \mathbf{x}$;最后,使用 0-范数意义下的优化问题求解 $\mathbf{x}$ 的精确或近似逼近 $\hat{\mathbf{x}}: \min \|\Psi^T \mathbf{x}\|_0$ 。s. t $A^{CS} \mathbf{x} = \Phi\Psi^T \mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}$, 式中, s. t 表示条件, A^{CS} 为信息算子,求得向量 $\mathbf{x}$ 在稀疏基上的最佳表示。

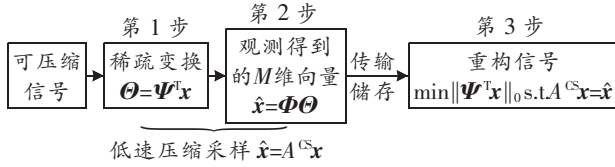


图 1 压缩感知理论框架

1.2 压缩感知采样过程

1.2.1 信号的稀疏性定义

信号的稀疏性或可压缩性是压缩感知理论的一个重要前提和基础。但在现实中,信号通常是不稀疏的,需要在某个变换域下逼近稀疏,常用的方法是对信号进行正交变换使其稀疏或可压缩。为了简化模型,通常考虑离散信号 $\mathbf{x}$ 的长度为 N , 即 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$, 由信号理论可知, $\mathbf{x}$ 可以用一组基 $\Psi^T = \{\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N\}$ 线性表示, 即

$$\mathbf{x} = \sum_{k=1}^N \Psi_k S_k = \Psi \mathbf{S}, \quad (1)$$

式中, $\mathbf{S}$ 是对 $\mathbf{x}$ 进行稀疏后的 $N \times 1$ 维向量, 其中大多数元素的值为 0。稀疏表示的原理是通过线性空间的映射将信号在稀疏的空间进行表示。 Ψ 是 $N \times N$ 维信号 $\mathbf{x}$ 的稀疏基矩阵。

1.2.2 压缩感知的线性测量过程

压缩感知的核心是线性测量过程。记 $\mathbf{x}$ 为采样得到的长度为 N 的信号, 可以通过压缩感知直接获得长度为 M ($M < N$) 的重构信号: $\hat{\mathbf{x}} = \Phi \mathbf{x}$ 。对原始 N 维信号 $\mathbf{x}$ 进行观测, 获得 M 维向量信号 $\hat{\mathbf{x}}$, 然后利用优化方法从观测值 $\hat{\mathbf{x}}$ 中高概率地恢复出原始信号 $\mathbf{x}$ 。如果信号 $\mathbf{x}$ 是不稀疏的, 则可以在正交稀疏交换下用系数向量 $\mathbf{S}$ 表示为 $\mathbf{x} = \Psi \mathbf{S}$, 其中 $\mathbf{S}$ 为 K 稀疏, 即只有 K 个非零元素, 因此测量过程可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{S} = \Theta \mathbf{S}, \quad (2)$$

式中, $\Theta = \Phi \Psi$ 为 $M \times N$ 维矩阵。由于信号是 K 稀疏的, 因此用 K 个系数就能够从 M 个测量值中准确

地重构出原始信号 $\mathbf{x}$ (得到一个最优方案)。

为了保证算法的收敛性, 使 K 个系数可以通过 M 个测量值精确恢复, 感知矩阵 Θ 必须满足 RIP (限制等距性)^[9], 即对任何具有 K 稀疏的矢量 $\mathbf{v}$, 矩阵 Θ 都能保证如下不等式成立:

$$1 - \delta \leq \frac{\|\Theta \mathbf{v}\|_2^2}{\|\mathbf{v}\|_2^2} \leq 1 + \delta, \quad (3)$$

式中, $0 < \delta < 1$ 。RIP 的等效情况是测量矩阵 Φ 和稀疏基 Ψ 不满足相关要求, 保证观测矩阵不会把两个不同的 K 稀疏信号映射到同一个集合。

1.2.3 压缩感知稀疏重构过程

当矩阵 Θ 满足 RIP 准则时, 压缩感知理论可以通过上面的逆问题求解稀疏系数 $\mathbf{S}$, 然后代入公式 $\mathbf{x} = \sum_{k=1}^N \Psi_k S_k = \Psi \mathbf{S}$ 中, 从而从 M 维观测向量 $\hat{\mathbf{x}}$ 中正确地恢复出 $\mathbf{x}$ 。

由于最优化问题与信号稀疏分解中的优化问题非常相似, l_1 范数最小问题在一定条件下与 l_0 范数最小问题是等价的。为了得到相同的解决方案, 上式可转化为 l_1 范数的最小优化问题, 即 $\min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{S}\|_{l_1}$ s. t. $\hat{\mathbf{x}} = \Phi \Psi \mathbf{S}$, 也被称为 BP。贪婪算法仍是针对最小化 l_0 范数问题求解, 但允许一些重构误差, 它的解决模型方案如下: $\min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{S}\|_{l_1}$ s. t. $\|\hat{\mathbf{x}} - \Phi \Psi \mathbf{S}\| < \epsilon$, 该方案求解速度快, 重构结果的精度相较于基于 l_0 范数最小的优化模型稍差, 但也能达到要求。

2 压缩感知重构算法研究

如何设计出复杂度更低、更精确、更稳定且所需观察数目较少的重构算法, 始终是压缩感知理论信号重构问题的主要研究方向。在现阶段, 我们所知道的压缩感知重构算法大致可以分为以下几类: 贪婪迭代算法、凸优化算法或最优化逼近方法、基于贝叶斯的重构算法和其他重构算法。

2.1 最速下降法的相关理论

最速下降法基于最优化理论。针对无约束极小值问题 $\min f(\mathbf{x}) = (\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x})/2 - \mathbf{b}^T \mathbf{x}$, 式中, $\mathbf{A}$ 为对称正定矩阵, 假设函数 $f(\mathbf{x})$ 是连续可微的, 且其在点 $\mathbf{x}_k$ 的梯度为 $\mathbf{g}_k = \nabla f(\mathbf{x}_k)$, 考虑函数的泰勒展开式为

$$f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}_k) + \nabla f(\mathbf{x}_k)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_k) + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_k\|), \quad (4)$$

记 $\mathbf{x} - \mathbf{x}_k = a_k \mathbf{d}_k$, 其中, a_k 为一数值, $\mathbf{d}_k$ 是 n 维列向量, 则满足 $(\mathbf{d}_k)^T \mathbf{g}_k < 0$ 的方向是 $\mathbf{d}_k$ 下降方向。当且

仅当 $\mathbf{d}_k = -\mathbf{g}_k$ 时, $(\mathbf{d}_k)^\top \mathbf{g}_k$ 最小, 从而 $-\mathbf{g}_k$ 是最速下降方向。以这个方向为搜索方向, 搜索找到迭代函数的最小值, 这就是已知的最速下降法。

最速下降法的迭代模式为 $x_{k+1} = x_k - a_k \mathbf{g}_k$, 且其步长 a_k 满足 $f(x_k - a_k \mathbf{g}_k) = \min_{a>0} f(x_k - a \mathbf{g}_k)$, 解决最优化问题 $\min_{a>0} f(x_k - a \mathbf{g}_k)$ 必须满足 $\varphi'(a) =$

$\mathbf{g}_k^\top \nabla f(x_k - a \mathbf{g}_k) = 0$, 由此可得 $a_k = \frac{\mathbf{g}_k^\top \mathbf{g}_k}{\mathbf{g}_k^\top \mathbf{A} \mathbf{g}_k}$, a_k 为最速下降步长。由于在求解过程中当前负梯度方向相互垂直, 导致搜索路径呈锯齿形, 因此采用这种方法来搜索最优解时会走很多弯路, 影响了算法的收敛速度。

2.2 GP 算法的改进

由于 GP 算法是基于最速下降法的, 在进行迭代求解时步骤最快, 导致相邻的两个搜索方向互相垂直, 搜索路径呈锯齿形, 因此影响了算法的收敛速度。针对 GP 算法的这一缺点, 本文提出了使用 AS 法对原步长进行改善。

基于最优化理论中的最速下降法, 每次迭代都致力于使重构误差最小化, n 次迭代的误差函数可表示如下:

$$\|\mathbf{x} - \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{x}_{\Gamma^n}\|_2^2 = \mathbf{x}^\top \mathbf{x} - \mathbf{x}^\top \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{x}_{\Gamma^n} - \mathbf{x}_{\Gamma^n}^\top \Phi_{\Gamma^n}^\top \mathbf{x} + \mathbf{x}_{\Gamma^n}^\top \Phi_{\Gamma^n}^\top \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{x}_{\Gamma^n} \quad (5)$$

令 $\mathbf{G}_{\Gamma^n} = \Phi_{\Gamma^n}^\top \Phi_{\Gamma^n}$, $\mathbf{b} = \Phi_{\Gamma^n}^\top \mathbf{x}$, 则计算上述迭代误差函数的最小值可等价为求如下二次问题的解:

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{x}_{\Gamma^n}^\top \mathbf{G}_{\Gamma^n} \mathbf{x}_{\Gamma^n} - \mathbf{b}^\top \mathbf{x}_{\Gamma^n} \quad (5)$$

对式(5)中的 $\mathbf{x}_{\Gamma^n}$ 求偏导数, 得负梯度方向如下: $\mathbf{g}_{\Gamma^n} = \Phi_{\Gamma^n}^\top (\mathbf{x} - \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{x}_{\Gamma^{n-1}}) = \Phi_{\Gamma^n}^\top \mathbf{r}^{n-1}$, 其中 $\mathbf{r}^{n-1}$ 为第 $n-1$ 步迭代后的余量。GP 算法中迭代公式为 $\mathbf{x}_{\Gamma^n} = \mathbf{x}_{\Gamma^{n-1}} + a^n \mathbf{g}_{\Gamma^n}$, 其中 a^n 为当前迭代点处的步长。原始 GP 算法中采取的最速下降步长为 a_{SD} , 且 $a_{SD}^n = \frac{\langle \mathbf{g}_{\Gamma^n}, \mathbf{g}_{\Gamma^n} \rangle}{\langle \mathbf{g}_{\Gamma^n}, \mathbf{G} \mathbf{g}_{\Gamma^n} \rangle}$, 由于 $\mathbf{g}_{\Gamma^n} = \Phi_{\Gamma^n}^\top \mathbf{r}^{n-1}$, 代入上式得到: $a_{SD}^n = \frac{\langle \Phi_{\Gamma^n}^\top \mathbf{r}^{n-1}, \mathbf{g}_{\Gamma^n} \rangle}{\langle \mathbf{g}_{\Gamma^n}, \Phi_{\Gamma^n}^\top \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{g}_{\Gamma^n} \rangle} = \frac{\langle \mathbf{r}^{n-1}, \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{g}_{\Gamma^n} \rangle}{\langle \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{g}_{\Gamma^n}, \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{g}_{\Gamma^n} \rangle} = \frac{\langle \mathbf{r}^{n-1}, \mathbf{c}^n \rangle}{\|\mathbf{c}^n\|_2^2}$, 其中 $\mathbf{c}^n = \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{g}_{\Gamma^n}$ 。

本文采取改变或缩短步长的策略来提高收敛速率, 即 AS 法。AS 法是将 BB(两点步长梯度法)步长 a_{BB} 和最速下降步长 a_{SD} 交替使用, 交替方式如下:

$$a_{AS}^n = \begin{cases} a_{SD}^n & n \text{ 为奇数} \\ a_{BB}^n & n \text{ 为偶数} \end{cases},$$

其中, 当前迭代点处的 BB 步长 a_{BB}^n 在形式上等于上一迭代点 x^{n-1} 的最速下降步长 a_{SD}^{n-1} , 即 $a_{BB}^n = \frac{\mathbf{g}_{n-1}^\top \mathbf{g}_{n-1}}{\mathbf{g}_{n-1}^\top \mathbf{G} \mathbf{g}_{n-1}}$, 式中 $\mathbf{g}_{n-1}$ 为 x^{n-1} 处的负梯度, $\mathbf{G} = \Phi_{\Gamma^n}^\top \Phi_{\Gamma^n}$ 为对称正定矩阵。

3 改进的 GP-OMP 算法

改进算法不使用计算量巨大的最小二乘法求解, 而是沿着负梯度方向搜索得到最优解, 该算法是 OMP 算法和最速下降法的完美结合。在本文中, 我们采用缩短搜索步长的方法, 不用在每次迭代过程中都追求目标函数值, 从而避免了搜索路径呈锯齿形。实验结果表明, 改进的算法可以在一定程度上缩短信号重构的耗时, 提高重构效率。

3.1 算法步骤

用于信号稀疏重构的改进后的 GP-OMP 算法步骤可总结如下:

输入: 感知矩阵 Φ , 测量向量 $\mathbf{z}$, 稀疏度 K ;

输出: $\mathbf{x}$ 的 K 稀疏的逼近 $\hat{\mathbf{x}}$, 重构误差 $\mathbf{r}$;

初始化: 余量 $\mathbf{r}^0 = \mathbf{z}$, 重构信号 $\mathbf{x}^0 = 0$, 索引集 $\Gamma^0 = \varnothing$, 迭代次数 $n = 0$;

步骤 1: 计算余量和感知矩阵 Φ 的每一列的内积 $\mathbf{g}^n = \Phi^\top \mathbf{r}^{n-1}$;

步骤 2: 找出 $\mathbf{g}^n$ 中最大的元素, $k = \arg \max_{i \in \{1, 2, \dots, N\}} |\mathbf{g}^n[i]|$;

步骤 3: 更新索引集 $\Gamma^n = \Gamma^{n-1} \cup \{k\}$ 及原子集合 $\Phi_{\Gamma^n} = \Phi_{\Gamma^{n-1}} \cup \{\varphi_k\}$;

步骤 4: 利用式(5)计算负梯度方向 $\mathbf{g}_{\Gamma^n} = \Phi_{\Gamma^n}^\top \mathbf{r}^{n-1}$, 令 $\mathbf{c}^n = \Phi_{\Gamma^n} \mathbf{g}_{\Gamma^n}$, 则由式(5)可得最速下降步长为 $a_{SD}^n = \frac{\langle \mathbf{r}^{n-1}, \mathbf{c}^n \rangle}{\|\mathbf{c}^n\|_2^2}$;

步骤 5: 基于最速下降步长 a_{SD}^n 计算改进的步长 a^n , 不同的步长对应于不同的 GP 法;

步骤 6: 根据搜索方向 $\mathbf{g}_{\Gamma^n}$ 和步长 a^n 进行迭代, 得到 $\mathbf{x}_{\Gamma^n}^n = \mathbf{x}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} + a^n \mathbf{g}_{\Gamma^n}$;

步骤 7: 更新余量 $\mathbf{r}^n = \mathbf{r}^{n-1} - a^n \mathbf{c}^n$;

步骤 8: 判断迭代是否满足停止条件, 若满足, 则停止, 且输出 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_{\Gamma^n}^n$, $\mathbf{r} = \mathbf{r}^n$; 否则, 令 $n = n + 1$, 转步骤 1。

3.2 仿真与结果分析

为了验证 GP-OMP 算法的性能, 本文基于 windows 下的 MATLAB 仿真环境实现了改进的算法, 并与原有的 OMP 算法做了性能比较。

仿真实验采用一维信号, 信号长度 $N = 512$, 稀

疏度 $K=10$, 观测信号长度为 80, 并采用相同的感知矩阵。定义信号如下: $x = 0.3\sin(100\pi t) + 0.6\sin(200\pi t) + 0.1\sin(400\pi t) + 0.9\sin(800\pi t)$; 压缩矩阵为高斯随机采样矩阵, 采样点数由公式 $M \geq K * \log(N/K)$ 确定。

匹配率定义: 一个原始信号 x 中, $\hat{x}$ 为重构信号, 记 x' 、 $\hat{x}'$ 分别是 x 、 $\hat{x}$ 的绝对值, 则匹配率为 $Mat_Rate = 1 - \frac{\|\hat{x}' - x'\|_2}{\|\hat{x}' + x'\|_2}$ (2 代表范数), 其值在 0~1 之间, 它表示信号重构的结果。

相对误差为 $Error = \frac{\|x - \hat{x}\|_2}{\|\hat{x}\|_2}$; PSNR(峰值信噪比) 为 $PSNR = 10\lg \frac{255^2}{MSE}$, 单位 dB, 式中, $MSE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x - \hat{x}|^2$, PSNR 值越大, 信号重构质量越好。

OMP 算法与改进的 GP-OMP 算法重构结果的对比如表 1 所示。由表 1 可知, 改进后的 GP-OMP 算法的重构时间较长, 这是因为 PSNR 越高, 信号重构效果越好, 所需重构时间也就越长。改进后的算法与原有的 OMP 算法相比, 重构质量更好, 并具有相似的重构时间成本。

表 1 OMP 算法与改进的 GP-OMP 算法重构结果的对比

算法	PSNR/dB	相对误差	重构时间/ms	匹配度	采样
OMP	26.683 0	0.065 1	98.706 3	0.986 5	0.5
GP-OMP	29.035 6	0.023 8	25.632 7	0.993 5	0.5

为了更充分地测试 GP-OMP 算法的实时性, 对 GP-OMP 和 OMP 算法在不同稀疏度和不同信号长度下的耗时进行了比较, 结果分别如图 2 和图 3 所示。从图 2 可以看出, 信号稀疏度较低时, OMP 算法耗时比 GP-OMP 算法高; 随着信号稀疏度的增大, 两种算法的耗时都增大, 且耗时的差距越来越

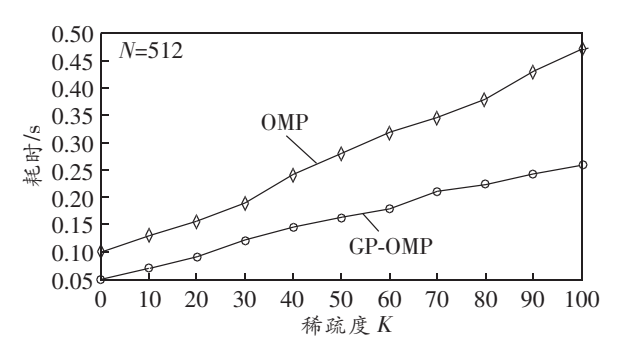


图 2 不同稀疏度下两种算法耗时比较

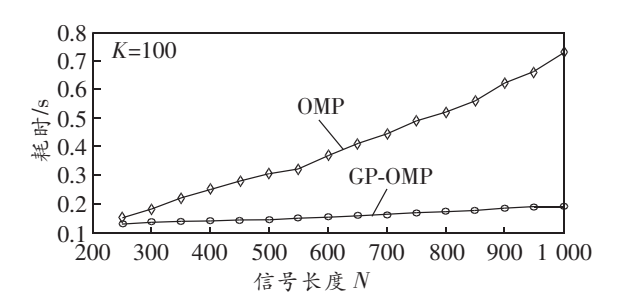


图 3 不同信号长度下两种算法耗时比较

大。这是因为在决定重构频谱相位时, 随着稀疏度 K 的增大, 在步骤流程中 OMP 算法的计算量越来越大。从图 3 可以看出, 随着信号长度 N 的增大, 两种算法的耗时都有所增加, 但 GP-OMP 算法的耗时远低于 OMP 算法。这是因为随着 N 的增大, 重构矩阵和相对误差的每一列长度也会相应增加, 导致重构算法的耗时也相应增加。

4 结束语

对于稀疏或可压缩的信号而言, 压缩感知作为一种新的信号采样方法, 比传统的采样方法更为有效。在压缩感知理论中, 采用最小二乘法优化算法的信号重构不再适用, 而采用不同的凸优化和贪婪算法对信号进行重构成为压缩感知的研究重点。本文针对梯度法在搜索步长上的缺陷, 引入了 AS 法, 并通过实验仿真验证了该方案的可行性。仿真结果表明, 改进后的算法在不同程度上改善了信号的重构耗时和重构质量, 虽改进不多, 但是一新的尝试和探索。GP-OMP 算法在前一感知时刻获得信道信息, 不仅大大减少了计算量, 还能有效地减少耗时, 达到与 OMP 算法基本一致的重构效果, 提高了压缩感知的实效性。

参考文献:

[1] Tuuk P B, Marple S L. Compressed sensing radar amid noise and clutter using interference covariance information [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2014, 50(2):887—897.

[2] Candès E, Romberg J, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. Comm Pure Appl Math, 2006, 59(8): 1207—1223.

[3] Figueiredo M, Nowak R, Wright S. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586—597.

[4] Tropp J, Gilbert A. Signal recovery from random

measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Trans Inform Theory, 2008, 53 (12): 4655—4666.

[5] Needell D, Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via Regularized Orthogonal Matching Pursuit. Submitted for publication [J]. Selected Topics in Signal Processing, 2007, 4 (2):310—316.

[6] Thong T Do, Lu Gan, Nam Nguyen, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]//Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers 2008. Pacific Grove, California: IEEE, 2008:581—587.

[7] Blumensath T, Davies M E. Stagewise Weak Gradient Pursuits [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(11): 4333—4346.

[8] Aguilera E, Nannini M, Reigber A. A Data-Adaptive Compressed Sensing Approach to Polarimetric SAR Tomography of Forested Areas [J]. Geoscience & Remote Sensing Letters IEEE, 2013, 10(3):543—547.

[9] Blumensath T, Davies M E. Gradient pursuits [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56 (6): 2370—2382.

(上接第 24 页)

[3] 郑宏军, 吴重庆, 王健, 等. 一种四排短轴渐减椭圆空气孔阵列的单模单偏振光子晶体光纤 [J]. 光学学报, 2011, 31(8): 35—41.

[4] Yang Tianyu, Wang Erlei, Jiang Haiming, et al. High birefringence photonic crystal fiber with high nonlinearity and low confinement loss [J]. Opt Express, 2015, 23(7): 8329—8337.

[5] 周弋, 陈鹤鸣. 复式晶格红外光子晶体光纤的设计与性能分析 [J]. 光通信研究, 2015, (2): 43—46.

[6] Lu Dunke, Zhang Xuedian, Chang Min, et al. Single-polarization single-mode photonic crystal fibers with rectangular-lattice and elliptical-hole arranged perpendicular to each other [J]. Optik, 2013, 124 (17): 3026—3028.

[7] 汪静丽, 姚建铨, 陈鹤鸣, 等. 高双折射的混合格子太赫兹光子晶体光纤的设计与研究 [J]. 物理学报, 2011, 60(10): 104219.

[8] Li Shaopeng, Liu Hongjun, Huang Nan, et al. Broad-band high birefringence and low dispersion terahertz photonic crystal fiber [J]. J Opt, 2014, 16 (10): 105102.

[9] 汪静丽, 陈鹤鸣. 菱形空气孔的单一偏振单模太赫兹光子晶体光纤 [J]. 光学学报, 2014, (9): 60—64.

[10] 张亚妮. 单偏振单模微结构聚合物光纤理论设计 [J]. 光子学报, 2008, 37(9): 1800—1804.

(上接第 50 页)

为实用的方法, 在实现高相干性光纤光源方面具有潜在的应用价值。

参考文献:

[1] 李子强, 吕辉. 可调谐超稳定窄带宽光纤激光器 [J]. 光通信研究, 2014, (4): 61—63.

[2] Wan H, Jiang W, Gong Y, et al. Single-longitudinal-mode fiber ring laser stabilized by tandem all-fiber Fabry - PÉrot microcavities [J]. Photonics Technology Letters, IEEE, 2012, 24:404—406.

[3] Savchenkov A A, Liang W, Matsko A B, et al. Narrowband tunable photonic notch filter [J]. Optics Letters, 2009, 34(9): 1318—1320.

[4] Matsko A B, Savchenkov A A, Strekalov D, et al. Review of applications of whispering-gallery mode resonators in photonics and nonlinear optics [J]. Interplanetary Network Progress Report, 2005, 42: 162.

[5] Zou C L, Yang Y, Dong C H, et al. Taper-microsphere coupling with numerical calculation of coupled-mode theory [J]. Journal of the Optical Society of America B, 2008, 25(11): 1895—1898.

[6] Xiao Y F, Lin X M, Gao J, et al. Realizing quantum controlled phase flip through cavity QED [J]. Physical Review A, 2004, 70(4): 042314.