

# 基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法

王 欣<sup>1</sup>, 张严心<sup>1</sup>, 黄志清<sup>2</sup>

(1. 北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 北京工业大学信息学部, 北京 100124)

**摘 要:** 在压缩感知重构算法中, 稀疏度未知及步长大小固定是影响算法精度及运行时间的因素. 针对以上不足, 本文提出一种基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法. 该算法首先通过原子匹配测试的方式获得信号的稀疏度估计; 将正则化思想和子空间追踪算法的回溯思想相结合, 实现原子的二次筛选并筛除不合适的原子; 最后, 利用变化的步长选择候选集中的原子, 帮助完成信号的完整重构. 通过仿真实验证明, 本文提出的重构算法在重构速度和重构精度上均优于同类算法.

**关键词:** 压缩感知; 信号重构; 变步长; 自适应追踪

**中图分类号:** TN911.73

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2018)08-1829-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.08.005

## Regularized Backtracking Adaptive Pursuit Algorithm Based Variable Step-size

WANG Xin<sup>1</sup>, ZHANG Yan-xin<sup>1</sup>, HUANG Zhi-qing<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University of Technology, Beijing 100044, China;

2. Department of Information Science, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** In the compressive sensing reconstruction algorithm, the unknown sparsity and the fixed step-size are the factors that affect the reconstruction accuracy and running time of the algorithm. In view of the above shortcomings, we propose a regularized backtracking adaptive pursuit algorithm based variable step-size. Firstly, the sparsity of the signal is obtained by the way of atomic matching test. Then we combine the regularization method with the subspace tracking algorithm to achieve the second screening and remove the atoms which are not appropriate. Finally, we use a variable step-size to select atoms in the candidate set so that we can complete the signal reconstruction. The simulation results show that the proposed algorithm is superior to other algorithms in speed and reconstruction accuracy.

**Key words:** compressive sensing; signal reconstruction; variable step-size; adaptive pursuit

## 1 引言

传统的香农采样定理认为: 为了不失真地恢复出原始信号, 采样频率须大于等于两倍的奈奎斯特频率 (信号频谱中的最高频率), 采集到的信息存在大量的冗余, 这对存储空间造成了极大的浪费, 同时存在巨大的信息传输量. 不同于经典的香农采样定理, 压缩感知<sup>[1,2]</sup>是信号处理领域出现的一门全新的技术, 压缩感知利用了信号的可压缩性, 实现了信号压缩和采集的同步. 其过程是用低于奈奎斯特频率的采样频率对稀疏化或可压缩的信号进行采样得到低维信号, 再运用合适的算法恢复原始信号 (这个过程称为重构). 其中

重构算法作为压缩感知过程重要的一部分, 对于压缩后信号的重构以及采样过程的准确性验证有重要意义, 已有大量的国内外文章对其进行研究.

最初出现的经典的恢复算法有在线性规划 (LP) 下求解  $l_1$  范数最小问题的基追踪算法<sup>[3]</sup> (Basis Pursuit, BP) 和贪婪算法中的正交匹配追踪算法<sup>[4]</sup> (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 及正则化正交匹配追踪 (Regularized Orthogonal Matching Pursuit, ROMP)<sup>[5]</sup> 算法, 以上算法存在计算复杂度高、重建信号的速度慢, 或者是需要大量的测量值的问题, 这就限制了其在实际中的应用. 2007 年, D Needell 提出的 ROMP 算法, 引入了正则化思想, 能够对原子进行二次筛选, 提高了数据的重构

精度和性能. 2009 年, Dai<sup>[6]</sup> 提出了将回溯思想运用到重构算法中的子追踪算法 (Subspace Pursuit, SP). 同年, D Needell<sup>[7]</sup> 也将回溯思想运用到重构算法中, 提出了压缩采样匹配追踪算法 (Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP), 该算法是对经典的 ROMP 算法的改进, 但是与 ROMP 算法不同的地方在于, ROMP 每次迭代已经选择的原子会一直保留, 而 CoSaMP 每次迭代选择的原子在下次迭代中可能会被抛弃. 以上提到算法的实现都是以数据稀疏度已知为前提的. 然而, 在实际的应用中, 数据的稀疏度都是未知的. Do<sup>[8]</sup> 提出的稀疏度自适应匹配追踪 (Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP) 算法解决了这个问题, 它无需信号稀疏度的先验知识, 但是由于该算法存在着第一阶段迭代步长未知、不能二次筛选和步长固定等缺点, 降低了其在实际应用中的恢复性能. 2012 年, Zhao<sup>[9]</sup> 提出了基于正则化回溯的稀疏度自适应匹配追踪算法 (An improved SAMP algorithm based on Regularized Backtracking, SAMP-RB), 将正则化思想和回溯思想相结合运用到 SAMP 中, 能够更精确的匹配真实的稀疏度, 在恢复速度和精度上均优于 SAMP 算法. 进一步地, 2013 年, Bi<sup>[10]</sup> 引入了变步长概念, 给出了一个临界值, 使得原子个数以一个灵活变化的步长展开下一步迭代, 使得恢复精度和运算复杂度都得到了一定的改善, 但是在原子的筛选上面存在不足, 效率不高. 2014 年, Yu<sup>[11]</sup> 提出了一种变步长思想, 根据残余原子比例将步长减小二分之一和四分之一, 虽然性能有所提升, 但是将步长减小倍数固定限制了算法的灵活性. 2016 年, 倪<sup>[12]</sup> 基于 CoSaMP, 加入了正则化和变步长思想提出了一种改进的稀疏度自适应压缩采样匹配追踪 (MACSMP) 算法, 从而提高了重构精度, 但是同样存在筛选原子效率不高的问题. 2008 年, Tropp<sup>[13]</sup> 提出了一种随机测量矩阵正交匹配追踪算法, 该算法由于随机测量矩阵列与列之间的感应相关干扰, 经常会选出不正确的变量. 2011 年, Guan<sup>[14]</sup> 提出了一种感知测量矩阵正交匹配追踪算法 (SMM-OMP), 该算法在选择错误的变量之前会选择稀疏信号的所有重要变量, 可以减轻随机测量矩阵正交匹配追踪<sup>[13]</sup> (RMM-OMP) 的相关干扰, 因此可以提高信号的成功恢复概率. 2016 年, Luo<sup>[15]</sup> 为了解决近似消息传递 (Approximate Message Passing, AMP) 和广义近似消息传递 (Generalized Approximate Message Passing, GAMP) 算法中存在的当感知矩阵元素不能匹配零均值高斯假设时存在的严重的逼近问题, 提出了一种新的稀疏重构算法为随机正交匹配追踪 (Random regularized Matching pursuit GAMP, RrMpGAMP) 算法, 该算法可节省大量内存, 同时在 AMP 和 RAMP 发散的场景中, 该算法可实现预期性能.

本文针对压缩感知重构过程中稀疏度未知以及步长大小固定的情况, 基于 SAMP 算法存在的而不足, 提出一种基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法 (Regularized Backtracking Adaptive Pursuit Algorithm based Variable Step-size, RBAPVS). 该算法充分融合了已经存在的 ROMP 算法的正则化思想和 SP 算法的回溯思想, 并加入了变步长的设计, 使其重构精度和速度与同类算法相比能达到更好效果.

## 2 压缩感知概述

在自然界中获取的信号大部分是可压缩的, 但都不是稀疏的, 但是可以通过一个稀疏基将其表示为可稀疏信号. 设信号  $\mathbf{x} \in R^n$  原始信号, 一般为  $N \times 1$  维列向量, 如果一个信号在  $N \times N$  稀疏基  $\Psi$  表示下最多有  $K$  个非零元素, 我们就说信号是  $K$  稀疏的, 这也可以看做是对于原始信号的简单表达方式, 其过程可表示为:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n \Psi_i d_i = \Psi \mathbf{d} \quad (1)$$

根据压缩感知理论, 压缩和采样同时进行, 可以用一个与稀疏基不相关的低维线性观测矩阵来实现对信号的低维投影. 该投影过程为:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{d} = \mathbf{A} \mathbf{d} \quad (2)$$

其中,  $\Phi$  为  $M \times N$  维矩阵 (称为测量矩阵), 得到  $M \times 1$  维测量向量  $\mathbf{y}$ , 从而使得信号从  $N$  维到  $M$  维的降维, 一般  $M \ll N$ ,  $\mathbf{A}$  为传感矩阵.

为了能够更好的恢复出原始信号, 一般地, 要求测量矩阵和稀疏基  $\Psi$  不相关的<sup>[16]</sup>, 其中相关系数为:

$$\mu = N^{1/2} \max_{i,k} |\langle \Psi_i, \Phi_i \rangle| \quad (3)$$

$\mu$  越大说明测量矩阵和稀疏矩阵的不相关性越小, 测量所需要的数目也越多.

其次, 要求矩阵  $\mathbf{A}$  满足等距离约束性质 (RIP)<sup>[17]</sup>. 可以通过求解  $l_0$  范数的最优化问题来重构信号:

$$\hat{\mathbf{d}} = \arg \min \|\mathbf{d}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{d} \quad (4)$$

在上述公式中  $\|\cdot\|_0$  是非凸函数, 求解上式的计算不稳定而且这是一个欠定多项式, 这就使得  $l_0$  范数最小化问题是个 NP-难问题, 一般难以实现数据的精确重构. 我们可以将  $l_0$  范数最小化问题转换成  $l_1$  范数最小化问题进行求解, 其表示如下:

$$\hat{\mathbf{d}} = \arg \min \|\mathbf{d}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{d} \quad (5)$$

综上, 压缩感知过程分为 3 部分: (1) 对信号进行稀疏化处理, 稀疏基  $\Psi$  的选取; (2) 对信号进行降维观测, 设计测量矩阵  $\Phi$ ; (3) 对信号进行恢复, 设计性能较好的恢复算法. 其过程如图 1 所示.

其中第 (3) 部分对信号进行重构是非常重要的部分, 也是本文要讨论的.

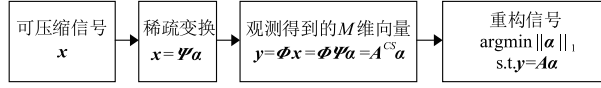


图1 压缩感知过程

### 3 基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法

#### 3.1 算法设计

针对 SAMP-RB 算法存在的问题,并借助 Bi<sup>[10]</sup>的变步长概念,本文提出一种基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法.首先运用一种稀疏度估计办法<sup>[18]</sup>,将估计出的稀疏度作为初始支撑集大小.然后利用正则化思想对原子进行二次筛选,引入子空间追踪的回溯思想,通过迭代改进估计结果.最后变步长逐步逼近原始信号,下面对提出的算法的相关技术进行详细介绍.

##### (1) 初始稀疏度估计

由于信号稀疏度未知,首先,我们需要对信号稀疏度进行估计,得到信号稀疏度的初始值,在此基础上进行迭代研究可以加快算法的速率.设观测向量  $y$  的真实支撑集为  $F$ ,  $F_0$  表示  $\Phi$  中与残差最匹配的  $F_0$  个原子对应索引的集合,  $\Phi_{F_0}$  表示  $\Phi$  中对应索引集  $F_0$  的原子集合.设  $\Phi$  以参数  $(K, \delta_k)$  满足约束等距性质 (RIP),若  $K_0 \geq K$ ,则式(6)成立.

$$\|\Phi_{F_0}^T y\| \geq \frac{1 - \delta_k}{\sqrt{1 + \delta_k}} \|y\|_2 \quad (6)$$

由命题知识可知,此命题的逆否命题同样成立,即当

$$\|\Phi_{F_0}^T y\| < \frac{1 - \delta_k}{\sqrt{1 + \delta_k}} \|y\|_2 \quad (7)$$

成立时,就会存在  $K_0 < K$ .

由此,我们可以对  $K_0$  进行估计,令  $K_0 = 1$  为初值,代入式(7)进行验证,如果满足条件,则令  $K_0 = K_0 + 1$  进行下一次迭代,直到不再满足条件为止.

##### (2) 正则化思想

ROMP 算法包含了正则化思想,它是对于那些初步选择的原子再次进行选择,选择的依据是最大相关系数的一半,第一组任何一个系数总是比第二组系数的一半要小,再将后者放入支撑集.通俗来说正则化的主要思想是对候选集合中的原子进行二次筛选,与此同时保证筛选出来的原子包含了绝大部分能量,在此过程中,选择出的元素是错误的概率将明显减少,由此提高了精度并且减少了迭代次数.

##### (3) SP 算法

SP 算法的核心就是寻找观测矩阵中的  $K$  列原子所形成的子空间的方法,不断更新观测矩阵  $\Phi$  中的  $K$  列原子 SP 算法在迭代之前,首先计算残差与观测矩阵中各个原子的内积的绝对值得到相关系数  $\mu$ ,即:

$$\mu = \{\mu_j = |\langle r, \Phi_j \rangle|, j = 1, 2, \dots, N\} \quad (8)$$

将  $\mu$  中最大的  $K$  个内积绝对值所对应的索引集并入现有集合,更新支撑集.最后,采用最小二乘法对仿真信号和残差进行更新:

$$\hat{x} = \arg \min \|y - \Phi_F \hat{x}\| \quad (9)$$

$$r_{\text{new}} = y - \Phi_F \hat{x} \quad (10)$$

##### (4) 自适应步长

对于一个固定步长的算法来说,步长的选择对于恢复精度和恢复速度至关重要,往往精度和速度之间存在矛盾,一个较小的步长会带来较好的恢复精度但是会造成很多的迭代次数,一个较大的步长需要较少的迭代次数但是将会牺牲恢复精度的要求.本文提出一种自适应步长的方法来解决此问题,即确定阈值  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$ ,控制迭代停止参数和迭代步长,其中,当  $r_{\text{new}} \geq \varepsilon_2$  时采用步长  $S_{1i}$ ,当  $\varepsilon_1 < r_{\text{new}} < \varepsilon_2$  时采用步长  $S_{2j}$ ,其中  $S_{1i} > S_{2j}$ ,  $S_{1i}$  和  $S_{2j}$  均为变量,随着迭代次数的增加而慢慢变小.在误差较大时采用大的步长可以提高速率,在误差较小时采用小的步长可以提高精度,如此一来兼顾了恢复质量与恢复速度.

#### 3.2 算法实现

本文提出的数据恢复算法如下:

输入:  $M$  维测量向量  $y$ ,  $M \times N$  观测矩阵  $\Phi, \delta_k$ .

步骤 1: 初始稀疏度  $K_0 = 1$ , 索引集  $F_0 = \emptyset, J = \emptyset$  (空集);

步骤 2: 通过式  $\mu = \{\mu_j = |\langle r, \Phi_j \rangle|, j = 1, 2, \dots, N\}$  计算相关系数  $\mu$ , 并从  $\mu$  中取出  $K_0$  个最大值对应的索引值存入索引集  $F_0$  中;

步骤 3: 如果  $\|\Phi_{F_0}^T y\| \leq \frac{1 - \delta_k}{\sqrt{1 + \delta_k}} \|y\|_2$  则  $K_0 = K_0 + 1$ ,

转步骤 2; 否则转步骤 4;

步骤 4: 初始残差  $r = y - \Phi_{F_0} \Phi_{F_0}^+ y$ ;

步骤 5: 初始步长  $S$ , 初始支撑集长度  $L = K_0$ , 索引集  $F = F_0$ , 阶段  $\text{stage} = 1$ , 迭代次数  $n = 1$ ;

步骤 6: 取出  $\mu$  中  $L$  个最大值对应的索引值存入  $J$  中;

步骤 7: 将选出的  $L$  个相关系数进行正则化并将得到的索引值存入  $J_0$  中, 然后将  $J_0$  并入索引集  $F$ , 更新支撑集  $\Phi_F$ ;

步骤 8: 通过式  $\hat{x} = \arg \min \|y - \Phi_F \hat{x}\|_2$  得到估计信号值, 根据回溯思想, 将  $\hat{x}$  中前  $L$  个最大元素所对应的索引值存入  $F$  中, 其他元素设为零, 更新支撑集  $\Phi_F$ ;

步骤 9: 更新残差  $r_{\text{new}} = y - \Phi_F \hat{x}$ ;

步骤 10: 停止迭代条件: 设定阈值  $\varepsilon_1$ , 如果  $\|x - \hat{x}\|_2 \leq \varepsilon_1$  则停止迭代, 否则转步骤 11.

步骤 11: 设定阈值  $\varepsilon_2, i = 1, j = 1$

若  $\|x - \hat{x}\|_2 > \varepsilon_2, \|r_{\text{new}}\|_2 \geq \|r\|_2$ , 则  $\text{stage} = \text{stage} + 1$ , 支撑集长度  $L = L + S_{1i}$ ,  $S_{1i}$  随  $i$  变大而逐渐变小,  $i = i +$

1, 否则  $\mathbf{r} = \mathbf{r}_{\text{new}}, n = n + 1$ , 转步骤 6.

若  $\varepsilon_1 < \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\| < \varepsilon_2, \|\mathbf{r}_{\text{new}}\|_2 \geq \|\mathbf{r}\|_2$ , 则  $\text{stage} = \text{stage} + 1$ , 支撑集长度  $L = L + S_{2j}, j = j + 1, S_{2j}$  随  $j$  变大而变小, 否则  $\mathbf{r} = \mathbf{r}_{\text{new}}, n = n + 1$ , 转步骤 6.

输出: 信号  $\mathbf{x}$  的  $K$  稀疏估计  $\hat{\mathbf{x}}$ .

算法中, 步骤 1 到步骤 3 为稀疏度估计阶段, 步骤 4 完成初始残差的计算, 步骤 5 为初始化过程, 步骤 6 到步骤 7 加入正则化过程, 完成原子的二次筛选, 步骤 8 到步骤 9 引入回溯思想利用估计信号值进行原子的再筛选并且更新了残差值, 步骤 10 到步骤 11 设置两个参数  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$ , 控制迭代停止参数和迭代步长. 过程可用如图 2 表示.

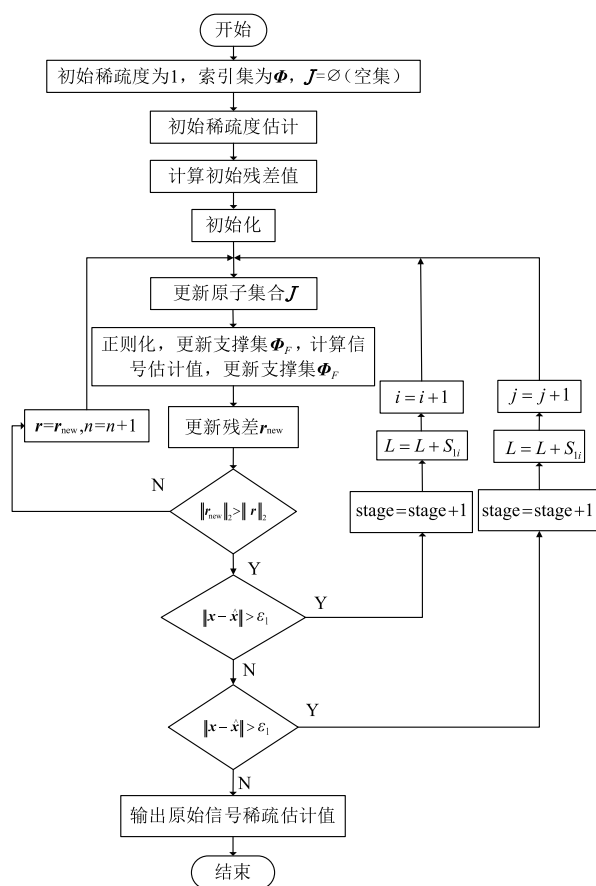


图2 本文恢复算法流程图

在运用该算法进行数据恢复时, 以下参数需要兼顾设计: (1) 控制迭代停止参数  $\varepsilon_1$  和迭代步长  $\varepsilon_2$  的选择, 显然我们应该令  $\varepsilon_1 \ll \varepsilon_2$  来保证恢复的精度; (2) 变量  $S_{1i}$  和变量  $S_{2j}$  的选择, 这两个参数直接影响了恢复算法的迭代次数和恢复精度, 由于固定的步长的大小使得算法收敛速度和恢复精度互相矛盾, 需要两者兼顾. 因此, 我们在开始迭代阶段, 选择合适的变量  $S_{1i}$  和变量  $S_{2j}$ , 以大步长加快迭代; 之后的阶段, 使用小步长兼顾最后的恢复精度. 我们让这两个参数随迭代次数的增

加而减小, 每次减小的幅度需要根据经验自行设置.

## 4 算法仿真及分析

为了验证本文提出基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法 (RBAPVS) 的有效性, 下面在 matlab 平台进行仿真, 通过比较本文算法与已经存在的其它的贪婪算法的性能来证明本文恢复算法的优越性.

首先, 利用式 (7) 进行初始稀疏度估计值  $K_0$  的仿真, 仿真中利用高斯随机信号, 维度  $N = 256$ , 固定观测向量维度  $M = 128$ , 稀疏度  $K$  从 1 逐渐变化到 70, 观察利用式 (7) 得到的估计结果与真实  $K$  的大小对比情况. 得到的仿真如图 3 所示.

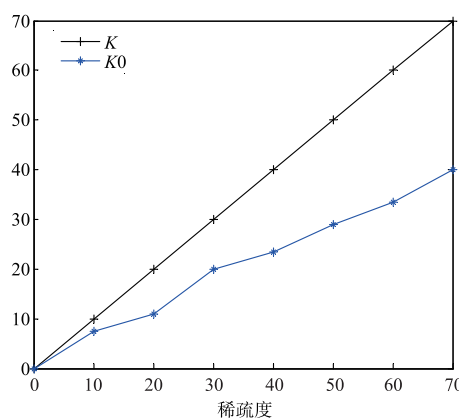


图3 稀疏度估计值与真实值比较结果

可以看出, 估计得到的  $K_0 < K$ , 符合要求. 但是随着稀疏度增大,  $K_0$  与  $K$  之间距离越来越大, 也就是估计误差越来越大. 但是, 与未进行估计信号的初始稀疏度情况进行比较时, 由于已经加入了  $K_0$  的估计步骤, 因此在一定程度上可以减少运行时间和迭代次数.

下面, 对本文提出的 RBAPVS 算法与 SAMP 算法、SAMP-RB 算法进行仿真比较.

仿真利用高斯随机信号, 稀疏度  $K$  从集合  $\{5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40\}$  中进行选择, 初始信号的维度  $N = 512$ , 固定观测向量维度  $M = 256$ . 对于  $S_{2i}$ , 在此次仿真中取 1. 仿真中分别比较了在步长  $S = 4$  情况下的 SAMP-RB 算法、在步长  $S = 2, 3, 4$  情况下的 SAMP 算法、在步长  $S_{1i} = 2, 3, 4, S_{2i} = 1$  情况下的 RBAPVS 算法性能. 为了方便比较, 我们将在步长  $S_{1i} = 2, 3, 4, S_{2i} = 1$  情况下的 RBAPVS 算法记作: 步长  $S = 2, 3, 4$  情况下的 RBAPVS 算法, 步长减小的幅度为 0.1 倍的步长, 取整数各自的迭代次数结果如图 4 所示.

重构误差我们用  $\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2 / \|\mathbf{x}\|_2$  来计算, 各自的重构误差如图 5 所示.

将各个算法的运行时间进行比较, 得到记过如图 6 所示.

从以上图中我们可看出, 本文提出的 RBAPVS 算法

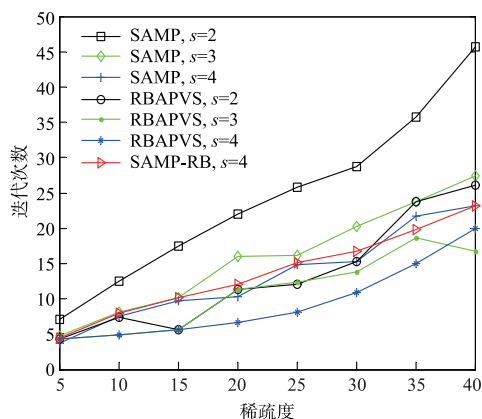


图4 迭代次数比较

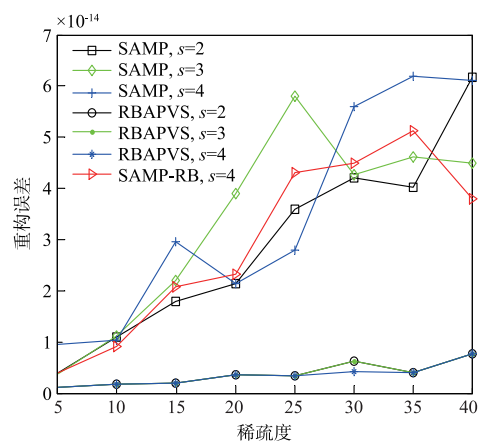


图5 重构误差比较

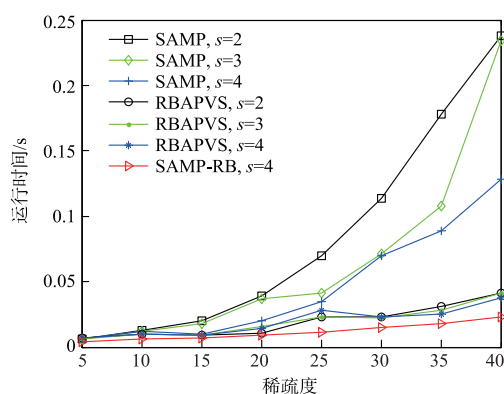


图6 运行时间比较

在  $S=4$  时的迭代次数是最少的,明显优于其他算法;无论  $S$  取何值,重构误差都远低于 SAMP 算法和 SAMP-RB 算法,所以该算法在重构误差的优化上具有很大的优势;在运行时间上,本文提出的 RBAPVS 算法无论  $S$  取何值,都优于原始的 SAMP 算法,但与 SAMP-RB 算法相比较,运行时间略长,但是差距不大。对 RBAPVS 算法中的  $S$  分别取 2, 3, 4, 进行比较,综合来说,当  $S$  取 4 时,所达到的性能最优。对于  $S_{21}$  的值,在本次仿真中我们取

1,但是对于  $S_{21}$  的取值是一个开放性的问题,可以视不同的数据而定。

## 5 结论

压缩感知能够将信号的压缩和采集过程合二为一,实现了数据的边压缩边采集。其观测过程形成了一个欠定方程,这就对信号的恢复造成了一定的压力。本文对压缩感知过程中的重构算法进行研究,针对压缩感知重构过程中稀疏度未知以及步长大小固定的情况,结合正则化和子追踪思想进行原子的二次筛选,选出并删除错误的原子,提出一种基于变步长的正则化回溯自适应追踪算法,该算法不需要预知数据稀疏度。经过仿真分析可以得到,本文相比已经存在的 SAMP 和 SAMP-RB 算法需要更少的迭代次数,同时减少了运行时间,在加入了新的变步长策略后,其在重构精度上有着突出的优势。

## 参考文献

- [1] 焦李成,杨淑媛,刘芳,等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报,2011,39(7):1651-1662.  
Jiao Licheng, Yang Shuyuan, Liu Fang, et al. Development and prospect of compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1651-1662. (in Chinese)
- [2] 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 compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070-1081. (in Chinese)
- [3] 芮国胜,王林,田文彪. 一种基于基追踪压缩感知信号重构的改进算法[J]. 电子测量技术,2010,33(4):38-41.  
Rui Guosheng, Wang Lin, Tian Wenbiao. Improved algorithm basis pursuit for compressive sensing reconstruction[J]. Electronic Measurement Technology, 2010, 33(4): 38-41. (in Chinese)
- [4] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [5] Needell D, Vershynin R. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2007, 9(3): 317-334.
- [6] Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [7] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3): 301-321.



- [8] Do T T, Lu G, Nguyen N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [A]. Signals, Systems and Computers, 2008 42nd Asilomar Conference on [C]. Pacific Grove: IEEE, 2008. 581 – 587.
- [9] Zhao Ruizhen, Ren Xiaoxin, Han Xuelian, et al. An improved sparsity adaptive matching pursuit algorithm for compressive sensing based on regularized backtracking [J]. Chinese Journal of Electronics, 2012, 29 (6): 580 – 584.
- [10] Bi X, Chen X D, Zhang Y, et al. Variable step size stage-wise adaptive matching pursuit algorithm for image compressed sensing [A]. International Conference on Signal Processing, Communication and Computing [C]. Kunming: IEEE, 2013. 1 – 4.
- [11] Yu Z. Variable step-size compressed sensing-based sparsity adaptive matching pursuit algorithm for speech reconstruction [A]. Control Conference 2014 [C]. Nanjing: IEEE, 2014. 7344 – 7349.
- [12] 倪加明, 孙钦者, 陆家明. 一种改进的稀疏度自适应压缩采样匹配追踪算法 [J]. 通信技术, 2016, 49 (8): 992 – 996.  
Ni Jiaming, Sun Qinzhe, Lu Jiaming. A modified adaptive compressive sampling matching pursuit algorithm [J]. Communications Technology, 2016, 49 (8): 992 – 996. (in Chinese)
- [13] Tropp J, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 53 (12): 4655 – 4666.
- [14] Gui G, Mehbodniya A, Wan Q, et al. Sparse signal recovery with OMP algorithm using sensing measurement matrix [J]. Ieice Electron Express, 2011, 8 (5): 285 – 290.
- [15] Luo Y, Gui G, Cong X, et al. Sparse estimation based on a new random regularized matching pursuit generalized approximate message passing algorithm [J]. Entropy, 2016, 18 (6): 207 – 241.
- [16] Candès E, Romberg J. Sparsity and incoherence in compressive sampling [J]. Inverse Problems, 2006, 23 (3): 969 – 985.
- [17] Luo C, Wu F, Sun J, et al. Efficient measurement generation and pervasive sparsity for compressive data gathering [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9 (12): 3728 – 3738.
- [18] 杨成, 冯巍, 冯辉, 等. 一种压缩采样中的稀疏度自适应子空间追踪算法 [J]. 电子学报, 2010, 38 (8): 1914 – 1917.  
Yang Cheng, Feng Wei, Feng Hui et al. A sparsity adaptive subspace pursuit algorithm for compressive sampling [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38 (8): 1914 – 1917. (in Chinese)

#### 作者简介



王欣女, 1991 年 11 月出生, 山东聊城人. 北京交通大学电子信息工程学院研究生, 主要研究方向为无线传感器网络压缩感知.  
E-mail: 18810370162@163.com



张严心女, 1976 年 2 月出生, 辽宁盘锦人. 北京交通大学电子信息工程学院自动化系先进控制系统研究所副教授, 主要研究方向为复杂大系统控制、复杂网络及交通网络控制.  
E-mail: yxzhang@bjtu.edu.cn



黄志清男, 1970 年 11 月出生, 四川自贡人. 北京工业大学信息学部副教授, 主要研究方向为物联网及无线传感器网络.  
E-mail: zqhuang@bjut.edu.cn