

文章编号 1004-924X(2014)05-1395-08

分段正则化正交匹配追踪算法

吴迪^{1*}, 王奎民², 赵玉新¹, 王巍³, 陈立娟¹

- (1. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 中国人民解放军 海军驻锦州地区军事代表室, 辽宁 锦州 121000;
3. 中国船舶重工集团公司 第七〇三研究所, 黑龙江 哈尔滨 150078)

摘要:为了使压缩感知重构算法在实际重构信号时不需要稀疏度先验信息,本文提出了分段正则化正交匹配追踪算法。该算法根据信号重构残差量设计阈值,构建候选集。通过正则化候选集提取出用于表示信号的原子,并将其存入支撑集;当候选集为空集时,选择相关系数最大的原子加入支撑集。最后,针对支撑集中的原子求解最小二乘问题实现信号的逼近和残差量的更新。实验结果表明:针对长度为 256 的高斯信号和二值信号,提出的算法在稀疏度分别达到 50 和 40 时,精确重构率可达 90% 以上;在信号稀疏度相同的条件下,重构效果和速度整体优于现有的同类算法,具有速度快、稳定性好的特点。

关键词:压缩感知;重构算法;分段正则化;匹配追踪

中图分类号:TP391.4;TN911.7 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142205.1395

Stagewise regularized orthogonal matching pursuit algorithm

WU Di^{1*}, WANG Kui-min², ZHAO Yu-xin¹, WANG Wei³, CHEN Li-juan¹

- (1. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;
 2. Military Delegate Section of China People's Liberation Army Navy Stationed in Jinzhou, Jinzhou 121000, China;
 3. No. 703 Research Institute, China Shipbuilding Industry Corporation, Harbin 150078, China;
- * Corresponding author, E-mail: 375342788@qq.com

Abstract: A novel reconstruction algorithm (stagewise regularized orthogonal matching pursuit) was proposed to reconstruct signals without prior sparsity information. The method constructed the candidate set by designing threshold based on the residual from signal reconstruction. The extracted signal atoms from the candidate set were merged with the previous support set. When the candidate set was a null set, the atom with the greatest correlation was directly added to the support set. Finally, the refinement of signal approximation and residual updating were achieved by solving a least-square algorithm on the support set. The experimental results for Gaussian signal and binary signal with a length of 256 show that the probability of exact reconstruction can be reached above 90% on the conditions of signal sparsity of 50 and 40, and the reconstructing effects and reconstructing speeds are better than

收稿日期:2013-07-23;修订日期:2013-09-10.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51109045);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. HEUCFX41302)

those of similar algorithms under the same condition of signal sparsity. This algorithm is proved to be higher processing speeds and more stable.

Key words: compressed sensing; reconstruction algorithm; stagewise regularization; matching pursuing

1 引言

压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[1-2]理论具有全新的信号获取和处理方式,该理论解决了传统的 Nyquist 方法采样频率较高的问题,大大降低了稀疏信号精确重构所需的采样频率。另外,CS 理论在数据采集的同时完成数据压缩,从而节约了软、硬件资源及处理时间。这些突出优点使其在信号处理领域有着广阔的应用前景^[3-6]。

重构算法是该理论的重要部分,其目的在于由观测得到的低维数据尽可能精确地重构出真实的高维数据。目前的重构算法主要有 3 类:组合优化类重构算法、凸优化类算法和贪婪迭代类算法^[7],其中:组合优化类算法重构效果较好,但因其对采样结构要求严格,实际应用时受硬件条件约束较大;凸优化类算法,如基追踪(Basis Pursuit, BP)^[8]等算法,需要的采样值少,计算精度高,但其计算复杂度过大,计算时间过长,难以满足实际应用;贪婪迭代类算法因其结构简单、运算量小,兼顾了运行效率和采样效率而受到广泛的推崇。现有的贪婪迭代算法有匹配追踪(Matching Pursuit, MP)^[9]、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[10]、分段正交匹配追踪(Stagewise Orthogonal Matching Pursuit, StOMP)^[11]、正则化正交匹配追踪(Regularized Orthogonal Matching Pursuit, ROMP)^[12]、压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling MP, CoSaMP)^[13]和子空间追踪(Subspace Pursuit, SP)^[14]。这些方法的共同点是重构时均需要已知稀疏度,而实际应用中稀疏度通常是未知的。文献[15]中提出的 SAMP 算法对稀疏度未知的信号能够精确重构,然而 SAMP 的重构速度比其他贪婪迭代类算法慢。

针对以上问题,本文提出了分段正则化正交匹配追踪算法。该算法主要用于解决以下问题:(1)稀疏度未知的情况下,对稀疏度的欠估计和过

估计;(2)观测量固定且稀疏度 K 值较大情况下信号精确重构率低;(3)精确重构信号时速度仍然较低。

本文剩余部分结构安排如下:第二节介绍了压缩感知理论模型及重构算法;第三节为分段正则化正交匹配追踪算法的详细内容;第四节利用所提算法对稀疏信号进行实验和分析;最后得出结论。

2 压缩感知与重构算法

2.1 压缩感知理论模型

假设 \mathbf{x} 为长度为 N 的 K 稀疏(或可压缩)的原始信号,这代表 \mathbf{x} 可以由基于某线性方程的 $K \ll N$ 个系数来表示。根据压缩感知理论,信号 \mathbf{x} 可以从以下线性随机投影得到:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}, \quad (1)$$

其中: \mathbf{y} 表示长度为 M 的采样向量, Φ 为 $M \times N$ 维的观测矩阵。求解过程可以转化为以下最小 l_0 范数问题:

$$\min \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{s. t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}. \quad (2)$$

若 $M \ll N$, 则方程的解有无限多个,求解式(2)的计算极不稳定,且是 NP-hard 问题^[16]。而当 \mathbf{x} 足够稀疏时, Φ 满足约束等距条件(Restricted Isometry Property, RIP)^[3]

$$(1 - \delta_{2K}) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\Phi \mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_{2K}) \|\mathbf{x}\|_2^2, \quad (3)$$

其中: $\|\cdot\|_2$ 表示向量的 l_2 范数。 $\delta_{2K} \in (0, 1)$ 表示 $2K$ 稀疏度下的约束等距常数,此时根据某些非线性算法,只需数量为 $M = O(K \log N)$ 采样值即可稀疏重建出 \mathbf{x} ^[2], 求解问题则转化为更简单最小 l_1 范数优化问题^[17]:

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}. \quad (4)$$

2.2 重构算法

传统的贪婪迭代类算法是基于式(4)求解原信号的最优逼近。根据各种贪婪迭代算法的特性,本文深入研究了具有高重构精度的 ROMP 算法和可以自适应选择原子的 StOMP 算法。

ROMP 算法的步骤如下:

(1) 计算相关系数 $\{u_j | u_j = \langle r, \Phi_j \rangle\}$, 选出 K 个最大相关系数对应的原子, 将这些原子的角标构成的集合记为候选集 J ;

(2) 正则化角标为候选集 J 中元素原子的相关系数, 即 $|u_i| < 2|u_j| (i, j \in J)$, 选出能量最大的一组用于重构原信号, 角标值存入 J_0 ;

(3) 更新原子角标集 $\Lambda, \Lambda = \Lambda \cup J_0$;

(4) 以所有支撑集 Λ 中元素为角标的原子逼近信号, 并更新残差量。

StOMP 算法中原子选取规则为根据残差量 r 与观测矩阵 Φ 中原子的相关系数的大小选取 Φ 中与 r 内积大于设定阈值 $\tau \|r\|_2 / \sqrt{M}$ 的一组原子。算法的具体过程如下:

(1) 计算残差量和观测矩阵各原子的相关系数 $\{u_j | u_j = \langle r, \Phi_j \rangle\}$, 并找出满足 $\{i | |u_i| > \tau \|r\|_2 / \sqrt{M}\}$ 式的观测矩阵 Φ 中的原子 Φ_i , 以 Φ_i 的角标记为集合 J_0 ;

(2) 更新支撑集 Φ_Λ , 其中: $\Lambda = \Lambda \cup J_0$;

(3) 判断是否达到初始设定的阶段数: 若达到, 停止迭代; 若未达到, 采用矩阵伪逆的方式求解系数并更新残差量。

结合以上两种算法, 本文提出分段正则化正交匹配追踪算法, 以保证贪婪迭代类算法在信号稀疏度未知的情况下重构信号的可靠性和有效性。

3 分段正则化正交匹配追踪算法

本文提出的分段正则化正交匹配追踪算法主要包含 4 个阶段: 原子初选、阈值的可靠性验证、候选集正则化和信号重构。下面对本文提出的算法的主要部分进行详细分析。

3.1 原子初选

$u = \Phi^T y$ 呈高斯分布。特殊情况下, 如果观测矩阵 Φ 由通过一致球体采样的列构成, 向量的项 $z = u - x = \Phi^T \Phi x - x$ 的标准差为 $\sigma \approx \|x\|_2 / \sqrt{M}$ 的高斯直方图。尤其当 M, N 较大时^[11], u 包含了“真正信号”。 τ 选择合适时, 阈值参数 $\Omega = \{j: |u_j| > \tau\sigma\}$ 极可能提取出目标信号中少数大的组成成分。注意到实际上 x 是未知的, 因此很难直接计算出 σ , 但可以通过 $\sigma \approx \|y\|_2 / \sqrt{M}$ 来

逼近。由于 Φ 近似保持了 x 与 y 之间的 l_2 的距离。支撑集的所有大成分原子很难一次被提取出来。本算法采用类似 StOMP 的分段方法选取原子形成候选集, 这种分段逼近的原子选取方式体现了算法对稀疏度的自适应性, 且为后面生成支撑集提供了基础。经验表明通常 τ 为 2.5~3。

3.2 阈值的可靠性验证

由信号代理 $u = \Phi^T y$ 呈高斯分布可知, 以上所述的阈值设定方式更适合重构高斯信号, 而在重构其他类信号时不能保证绝对的有效性和可靠性。在执行过程中, 算法根据所设阈值可能无法选出满足条件的原子, 这会导致在后面的循环中支撑集无法更新, 算法进入死循环。为了保证信号重构能有效进行, 本文在融合了 ROMP 和 StOMP 算法的基础上, 加入了阈值的可靠性验证阶段。具体为: 根据当前残差量设定阈值, 选取相关系数大于阈值的原子, 若满足条件的原子个数大于零, 表明所设阈值合理, 对选出的原子进行正则化; 若依据以上条件无法选出原子, 则表明阈值设定的不合理, 此时自动将最大相关系数对应的原子选出, 由于只有一个原子, 所以无需正则化, 直接将此原子加入支撑集。阈值的可靠性验证保证了支撑集持续更新, 使算法能可靠、有效地完成信号重构。

3.3 候选集正则化

算法在本阶段通过正则化识别候选集中能量最大部分原子, 以提高支撑集的可靠性以及信号重建的精确性。为了使支撑集中原子个数更加接近稀疏度真实值, 需要进行几次迭代, 每次迭代后支撑集都要比上一阶段更准确, 从而保证下一阶段中残差量减少。实际上, 支撑集中原子个数在达到最后阶段之前始终小于真实稀疏度 K 。本方法遵循 ROMP 原则, 选出满足条件的原子加入支撑集。

下面给出算法的伪代码, 如表 1 所示。由表 1 可见, 与现存的其他贪婪迭代类算法相比, 本文提出的算法的优点在于重构信号的过程中根据阈值信息选取原子, 不用使用稀疏度信息; 同时, 由于算法中阈值参数 τ 的值是根据经验值设定的, 实际中无法保证阈值的绝对合理性, 因此引入了阈值的可靠性验证; 对候选集正则化降低了算法的复杂度, 提高了计算速度。

表 1 分段正则化正交匹配追踪算法伪代码图

Tab. 1 Pseudo-code of orthogonal matching pursuit algorithm based on stagewise regularization

```

输入: 观测矩阵  $\Phi$ , 信号  $y$ ;
输出: 重构信号  $x_r$ ;
初始化:  $r=y, \varepsilon, \Lambda, J, J_0$  为空集;
repeat
    相关性计算  $u=\Phi^T r$ ;
    原子初选  $J=\{i \mid |u_i|>\tau \|r\|_2/\sqrt{M}\}$ ;
    if  $\|J\|_0 \neq 0$ 
        正规化  $|u_i|<2|u_j|$  对于  $i,j \in J_0$ ;
        选出能量最大的一组  $\|u_i\|_2$ ;
    else
         $J_0=\text{Max}\{i \mid |u_i|>\tau \|r\|_2/\sqrt{M}, 1\}$ ;
    合并支撑集  $\Phi_\Lambda$ , 其中  $\Lambda=\Lambda \cup J_0$ ;
    信号逼近并更新余量
     $x_r=\text{argmin} \|y-\Phi_\Lambda x\|_2, r=y-\Phi_\Lambda x_r$ ;
until 达到重构精度
    
```

4 实验与分析

本部分比较了文中提出的算法与其他贪婪迭

代算法的性能。实验一主要研究各算法针对已知稀疏度的信号的重构情况;实验二主要研究采样值固定的情况下,算法对信号的精确重构率与信号稀疏度 K 之间的关系。实验在 Intel Pentium4 处理器上进行,软件环境为 Matlab7. 11。实验中 ROMP、SP 和 SAMP 算法的参数分别根据文献 [12]、[14]和[15]进行设定,OMP 和 StOMP 算法采用 SparseLab (<http://dsp. rise. edu/cs>)代码;考虑到 CoSaMP 与 SP 算法的相似性,实验中不比较 CoSaMP 的仿真效果。

4.1 实验一

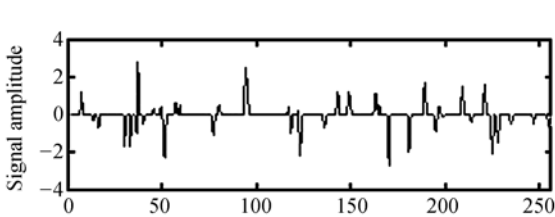
实验一中信号采用随机生成的稀疏度 $K=45$ 、长度为 256 的高斯信号,投影观测矩阵 Φ 为高斯随机矩阵且 $\Phi \sim N(0, 1/M)$, 采样值为 $M=128$ 。图 1 显示了利用各算法重构得到的信号及重构误差。

从图 1 各图可以看出,本文算法、SAMP 的重构效果较好,重构误差等级在 10^{-15} , 而 OMP、StOMP、ROMP、SP 的重构效果较差,重构误差较大。另外,表 2 显示了各重构信号的均方误差,即 $NMSE = \|x_r - x\|_2^2 / \|x\|_2^2$, 可见,本文算法的重构误差最小,效果最优。

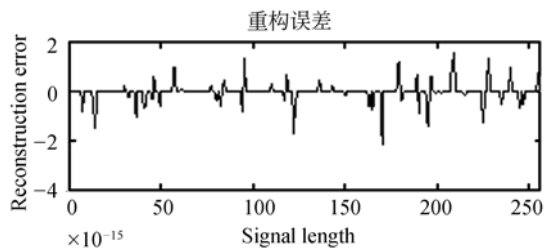
表 2 各算法针对高斯信号的重构误差

Tab. 2 Reconstruction errors for Gaussian signal of several algorithms

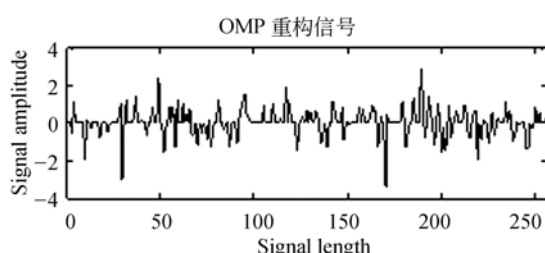
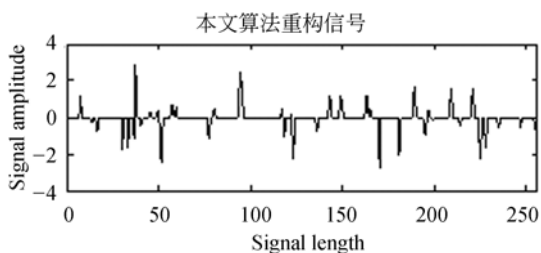
重构算法	本文算法	OMP 算法	ROMP 算法	StOMP 算法	SAMP 算法	SP 算法
均方误差	1.98×10^{-15}	1.225 0	0.006 1	0.334 2	6.95×10^{-15}	0.659 2



(a) 原始信号
(a)Original signal



(b) 本文算法重构效果图
(b)Reconstruction results of the proposed algorithm



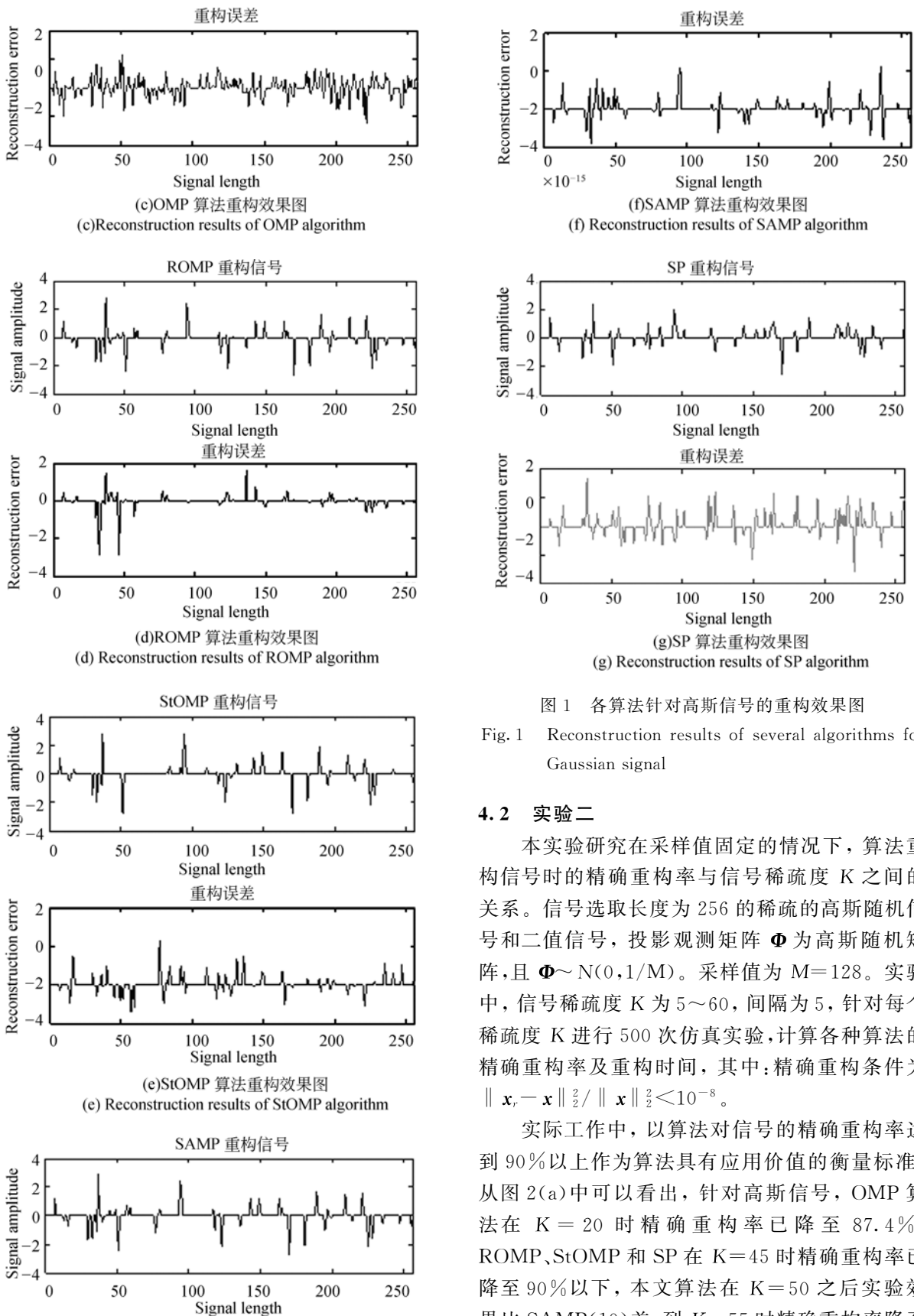


图 1 各算法针对高斯信号的重构效果图

Fig. 1 Reconstruction results of several algorithms for Gaussian signal

4.2 实验二

本实验研究在采样值固定的情况下, 算法重构信号时的精确重构率与信号稀疏度 K 之间的关系。信号选取长度为 256 的稀疏的高斯随机信号和二值信号, 投影观测矩阵 Φ 为高斯随机矩阵, 且 $\Phi \sim N(0, 1/M)$ 。采样值为 $M=128$ 。实验中, 信号稀疏度 K 为 5~60, 间隔为 5, 针对每个稀疏度 K 进行 500 次仿真实验, 计算各种算法的精确重构率及重构时间, 其中: 精确重构条件为 $\| \mathbf{x}_r - \mathbf{x} \|_2 / \| \mathbf{x} \|_2 < 10^{-8}$ 。

实际工作中, 以算法对信号的精确重构率达到 90% 以上作为算法具有应用价值的衡量标准。从图 2(a) 中可以看出, 针对高斯信号, OMP 算法在 $K=20$ 时精确重构率已降至 87.4%, ROMP、StOMP 和 SP 在 $K=45$ 时精确重构率已降至 90% 以下, 本文算法在 $K=50$ 之后实验效果比 SAMP(10) 差, 到 $K=55$ 时精确重构率降至 90% 以下。然而从图 2 (b) 所示的各算法在信号重

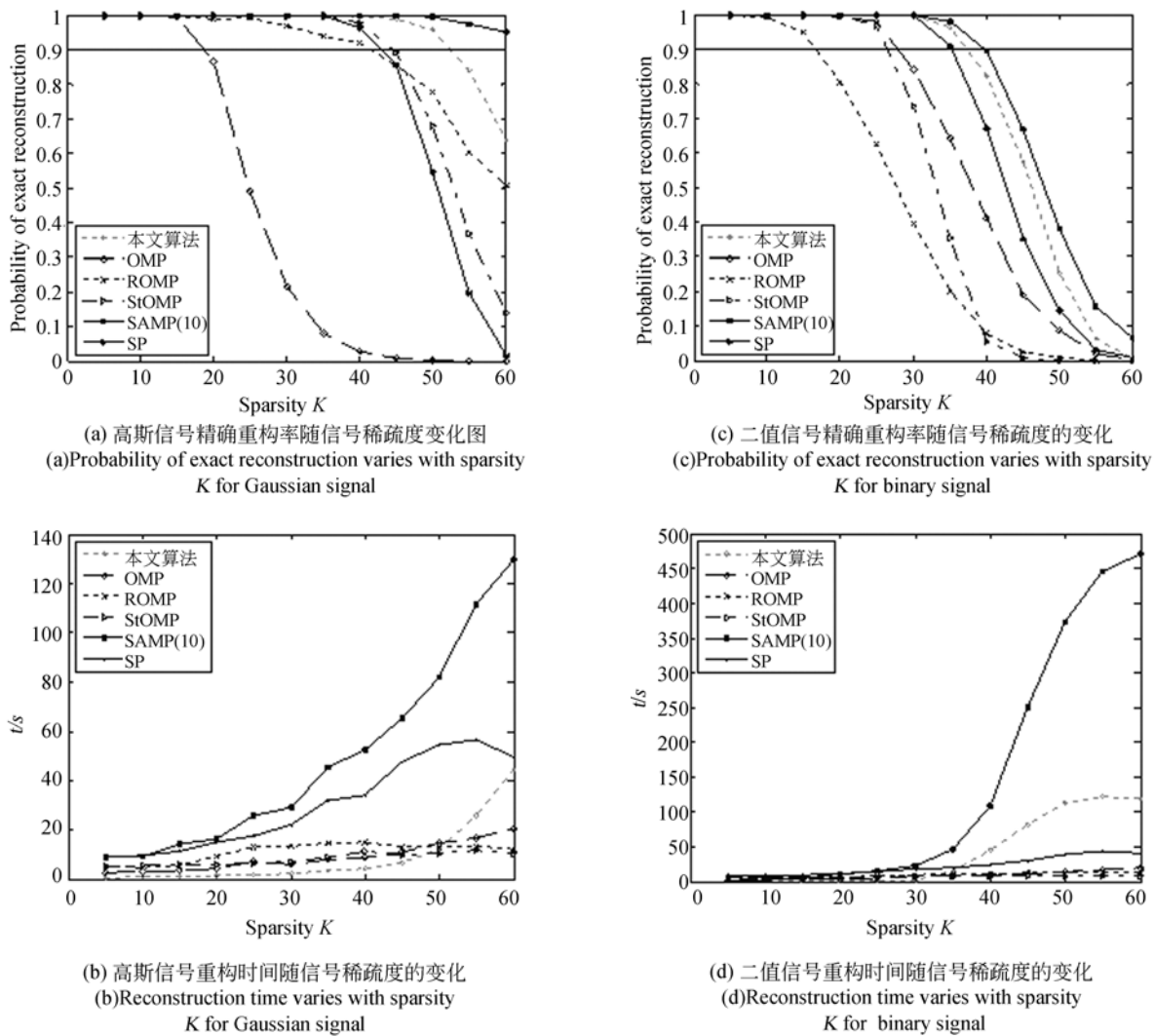


图 2 信号精确重构率和重构时间随信号稀疏度变化图

Fig. 2 Probability of exact reconstruction and reconstruction time vary with signal sparsity K of two signals

构执行时间上可以看出,在 $K=55$ 前即本文算法重构率在 90% 以上时,本文算法的重构时间明显低于其他算法。同样,由图 2(c)~2(d)可以看出,与重构高斯信号相比,各类算法对二值信号的精确重构率均有所下降,重构时间也 longer。在 $K=40$ 时,各算法的重构精度全部低于 90%。实验中,本文算法略逊于 SAMP(10),然而当各算法对信号重构率均达到 90% 以上时,根据图 2(d)可知,本文算法的重构时间明显低于其他算法。以上实验表明本文算法在贪婪迭代类算法中重构率较高且重构速度较快,具有较高的实际应用性。

由图 2(a)、2(c)可以看出,随着稀疏度的增大,各类算法的精确重构率均逐渐下降,这是由于信号所含的信息量与信号的稀疏度 K 有关,稀疏度 K 越大,表示信息量越大。在信号重构时,由于观测矩阵中所含的原子已经确定,因此,对于稀疏度 K 较大的信号,重构时所需的原子个数就较多,所以字典中满足的原子组合种类就较少,能表示信号的可能性也较低,精确重构率就较低;相反,对于稀疏度 K 较小的信号,重构时用于表示原子的个数较少,字典中满足的原子组合的种类较多,能表示信号的可能性较大,精确重构率较高。同时,阈值设定形式使得本算法更适

用于重构高斯信号,从图2(a)、2(c)可以看出,本文算法针对高斯信号的精确重构率要高于针对二值信号的精确重构率。

重构时间与信号重构所需的原子个数有关,用于重构的原子个数越多,重构时间越长。通过对信号重构的精确重构率的分析可知,信号的稀疏度越大,重构时所需的原子个数越多,重构时间越长;相反,信号的稀疏度越小,重构时所需的原子个数越少,重构时间越短。

5 结 论

本文分析并总结了 StOMP 和 ROMP 算法的特点,提出了分段正则化正交匹配追踪算法,以

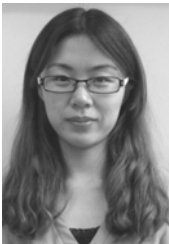
在稀疏度未知情况下实现信号的精确重构。该算法采用 StOMP 算法中根据阈值自适应选取原子的方式创建候选集,再根据 ROMP 中的正则化方式对候选集中的原子进行二次筛选,构建支撑集,使得算法在重构信号的过程中不需要稀疏度作为先验信息,从而解除了传统贪婪迭代算法采样频率高的约束。实验结果表明,本文提出的算法对于稀疏度为 50 的高斯信号和稀疏度为 40 的二值信号,精确重构率能达到 90% 以上,对信号的精确重构率略逊于 SAMP 算法,然而重构时间明显少于 SAMP 算法;与 SP 和 StOMP 等其他贪婪迭代类算法相比,重构精度有较大提高,重构时间有所减少。得到的结果表明,与其他算法相比,本文提出的算法实际应用性更高。

参考文献:

- [1] CANDÈS E J, TAO T. Decoding by linear programming [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12):4203-4215.
- [2] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289-1306.
- [3] 赵瑞珍, 刘晓宇, 孙民贵. 基于稀疏表示的小波去噪[J]. *中国科学: 信息科学*, 2009, 52(8):1371-1377.
ZHAO R ZH, LIU X Y, SUN M G, *et al.*. Wavelet denoising via sparse representation [J]. *Scientia Sinica Informations*, 2009, 52(8):1371-1377. (in Chinese)
- [4] 苏可心, 韩广良, 孙海江. 基于 SURF 的抗视角变换图像匹配算法 [J]. *液晶与显示*, 2013, 28(4):626-632.
SU K X, HAN G L, SUN H J. Anti-viewpoint changing image matching algorithm based on SURF [J]. *Chinese Journal of Liquid and Crystals and Display*, 2013, 28(4):626-632. (in Chinese)
- [5] 吴新杰, 黄国兴, 王静文. 压缩感知在 ECT 流型辨识中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(4):1062-1068.
WU X J, HUANG G X, WANG J W. Application of compressed sensing in flow pattern identification of ECT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4):1062-1068. (in Chinese)
- [6] 张砚, 汪源源, 李伟, 等. 基于全变分法重建光声图像 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(1):204-212.
ZHANG Y, WANG Y Y, LI W, *et al.*. Reconstruction of photoacoustic image based on total variation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(1):204-212. (in Chinese)
- [7] 朱廷万, 赵拥军, 孙兵. 一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法 [J]. *信号处理*, 2012, 28(1):80-86.
ZHU Y W, ZHAO Y J, SUN B. A modified sparsity adaptive matching pursuit algorithm [J]. *Signal Processing*, 2012, 28(1):80-86. (in Chinese)
- [8] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. *SIAM J. Sci. Comput.*, 2001, 20(1):129-159.
- [9] MALLAT S, ZHANG Z. Matching Pursuit with time-frequency dictionaries [J]. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 1993, 41(12):3397-3415.
- [10] TROPP J, GILBERT A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12):4655-4666.
- [11] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORIL, *et al.*. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information*

- Theory, 2012, 58(2):1094-1121.
- [12] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE J. Sel. Topics Signal Process*, 2010, 4(2): 310-316.
- [13] 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.
- [14] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [C]. 2008 *5th International Symposium on Turbo Codes and Related Topics*, 2008, 402-407.
- [15] THONG T D, LU G, NAM N, *et al.*. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]. *Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, California*, 2008, 10:581-587.
- [16] BARANIUK R. Compressive sensing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24 (4): 118-126.
- [17] 雷洋. 压缩感知 OMP 重构算法稀疏字典中匹配原子的选择方法 [D]. 广州: 华南理工大学硕士论文, 2011.
- LEI Y. *Atom selection in sparse dictionary with compressive sensing OMP reconstruction algorithm* [D]. Guang zhou: Graduate South China University of Technology, 2011. (in Chinese)
- [18] WU H L, WANG S. Adaptive sparsity matching pursuit algorithm for sparse reconstruction [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19 (8): 471-474.

作者简介:



吴迪(1988—), 女, 黑龙江安达人, 博士研究生, 2010 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 主要研究方向为导航、制导与控制及信号处理。E-mail: 375342788@qq.com



王奎民(1971—), 男, 辽宁昌图人, 高级工程师, 2009 年于哈尔滨工程大学获得博士学位, 主要从事导航、制导与控制及自动控制方面的研究。E-mail: wangkuimin@163.com

(本栏目编辑: 李自乐)
(版权所有 未经许可 不得转载)