

一种压缩采样中的稀疏度自适应子空间追踪算法

杨 成,冯 巍,冯 辉,杨 涛,胡 波

(复旦大学电子工程系,上海 200433)

摘 要: 针对压缩采样中未知稀疏度的信号,本文提出一种自适应子空间追踪算法.首先,采用了一种基于匹配测试的估计方法获取稀疏度的估计值,再通过子空间追踪重构信号.若子空间追踪不能成功重构,则通过渐近增加信号稀疏度的方法实施估计,而上述过程可描述为在弱匹配原则下新原子的选取过程.仿真结果表明,本文的算法可以准确有效重构信号,同时运算量也较低.

关键词: 压缩采样;子空间追踪;稀疏分解

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 08-1914-04

A Sparsity Adaptive Subspace Pursuit Algorithm for Compressive Sampling

YANG Cheng, FENG Wei, FENG Hui, YANG Tao, HU Bo

(Electronic Engineering Department, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: A novel sparsity adaptive subspace pursuit algorithm is proposed for sparse signals with unknown sparsity. First, a new sparsity estimation method based on matching test is used to get an initial estimated value. If subspace pursuit cannot reconstruct sparse signal successfully, the estimated value is increased each iteration. Weak matching is used in the iteration to select new atoms. Compared to other algorithms, it is competitive both in running speed and recovering accuracy.

Key words: compressive sampling (CS); subspace pursuit; sparse decomposition

1 引言

压缩采样 (Compressive Sampling, CS) 针对具有稀疏性或在特定域上可转化为稀疏性的信号,通过实施远低于奈奎斯特采样率的随机采样,可准确完成原始信号的重构^[1~4].由于 CS 有效降低了信号获取、存储及传输的代价,该理论一经出现即得到广大研究人员的密切关注.设 \mathbf{x} 是一个长度为 N 的实向量,即 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$. \mathbf{x} 中只有不超过 K 个非零元素, \mathbf{x} 被称作 K -稀疏.研究表明:对 \mathbf{x} 进行随机线性投影,即 $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$,其中 \mathbf{y} 是 M 维观测向量 ($M \ll N$), Φ 是 $M \times N$ 的测量矩阵,则基于 \mathbf{y} 可有效完成信号 \mathbf{x} 的重构.

如何在已知 \mathbf{y} 和 Φ 的条件下快速、有效的重建 \mathbf{x} 是 CS 研究的一个重要方面^[5].目前已有的方法可包括组合优化,非凸优化,凸优化,贪婪算法等几类.凸优化方法通过求解一个最小化凸问题逼近信号,如基追踪 (Basis Pursuit)^[6]等.这些算法中,贪婪算法由于算法结构简单,运算量小等特点受到重视.传统贪婪算法匹配追踪 (MP)^[7]、正交匹配追踪 (OMP)^[8,9]已在压缩采样中得到了应用.改进的算法包括分段正交匹配追踪 (Stage-wise OMP, StOMP)^[10]、正则化正交匹配追踪 (Regularized OMP, ROMP)^[11].这几种算法只有在信号具有较低的稀

疏度时才能较好地重建信号.子空间追踪 (Subspace Pursuit, SP)^[12]和压缩采样匹配追踪 (Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)^[13]是两种比较相似的算法,具有较好的性能.但是 SP 和 CoSaMP 要求信号稀疏度已知,这在很多应用中难以满足.如果对稀疏度的估计不准确,很多信号不能得到精确重建.文献[14]中提出的稀疏度自适应匹配追踪 (Signal Adaptive Matching Pursuit, SAMP) 算法在每次迭代中采用增加固定数目原子的方法估计信号稀疏度.当 K 较大时, SAMP 算法由于迭代次数多而导致运算量特别大.

2 自适应子空间追踪算法

在给出自适应子空间追踪算法构造之前,首先分析约束等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP),它是重建 \mathbf{x} 的重要基础.文献[4]提出了 RIP 性质用于描述从 \mathbf{y} 重建 \mathbf{x} 的条件.指定 $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数, $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数.如果对所有满足 $\|\mathbf{x}\|_0 \leq K$ 的 \mathbf{x} , 矩阵 Φ 都满足式 (1):

$$(1 - \delta_K) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\Phi \mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (1)$$

那么称 Φ 是以参数 (K, δ_K) 满足 RIP 性质的线性算子.目前研究发现当测量次数 M 足够大时,高斯随机矩阵,伯努利随机矩阵等以极大的概率满足 RIP 性质^[1].

CS 的信号重建可以看成信号稀疏分解问题. 如果把 Φ 的列向量 $\mathbf{v}_i (1 \leq i \leq N)$ 看作原子并归一化, 它们的集合构成超完备字典 D . 由于 \mathbf{x} 中有 K 个非零元素, 观测值 \mathbf{y} 可以看作由 D 中 K 个原子线性组合表示的信号. 设这 K 个原子的索引组成集合 Γ , \mathbf{y} 可以表示成 $\mathbf{y} = \Phi_{\Gamma} \mathbf{x}_{\Gamma}$. 其中 Φ_{Γ} 表示由 Φ 索引在 Γ 中的列向量所组成的子矩阵. \mathbf{x}_{Γ} 表示 \mathbf{x} 中索引在 Γ 中的元素组成的向量. \mathbf{y} 在字典 D 上具有稀疏的表示, 即可寻找最少的一组原子 $\{\mathbf{v}_i | i \in \bar{\Gamma}\}$, 使残差信号 $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \Phi_{\Gamma} \mathbf{x}_{\Gamma}$ 能量最小.

本文提出的 SASP 算法的目标是在 K 未知条件下找到这样一组原子 $\{\mathbf{v}_i | i \in \bar{\Gamma}\}$. 其基本思想如下 (见图 1): 首先, SASP 使用一种稀疏度估计方法得到集合 Γ^0 , Γ^0 中元素数小于 K . SASP 通过后续迭代改善估计并重建 \mathbf{x} . 设在第 n 次迭代中通过子空间追踪选取出原子 $\{\mathbf{v}_i | i \in \Gamma^n\}$. 如 Γ^n 中原子能很好地表示 \mathbf{y} 说明对 K 的估计是准确的. 否则选取新的原子将其索引加入 Γ^n , 并重复上述过程. 下面分别从稀疏度估计, 新原子选取, 子空间追踪三部分描述 SASP 算法.

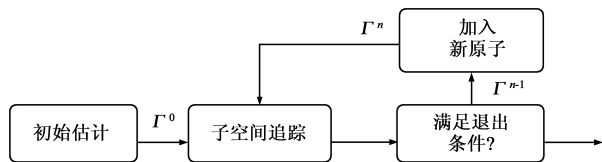


图1 SASP算法流程图

2.1 稀疏度估计

以下给出一种稀疏度估计方法, 其思路是通过匹配测试得到一个原子集合, 使其势 K_0 略小于 K . 令 $\mathbf{g} = \Phi^* \mathbf{y}$, Φ^* 表示 Φ 的转置矩阵. 设信号 \mathbf{y} 的真实支撑集为 Γ , 用 $|\cdot|$ 表示集合的势, 则 $|\Gamma| = K$. 设 \mathbf{g} 中第 i 个元素为 g_i , 取 $|g_i|$ 前 $K_0 (1 \leq K_0 \leq N)$ 个最大值的索引得到的集合为 Γ^0 , $|\Gamma^0| = K_0$.

命题 设 Φ 以参数 (K, δ_K) 满足 RIP 性质. 如果 $K_0 \geq K$, 则 $\|\Phi_{\Gamma^0}^* \mathbf{y}\|_2 \geq \frac{1 - \delta_K}{\sqrt{1 + \delta_K}} \|\mathbf{y}\|_2$.

证明 取 $|g_i| (1 \leq i \leq N)$ 中前 K 个最大的元素的索引得到集合 $\bar{\Gamma}$, $K_0 \geq K$ 时有 $\bar{\Gamma} \subseteq \Gamma^0$, 显然 $\|\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \mathbf{y}\|_2 \geq \|\Phi_{\Gamma^0}^* \mathbf{y}\|_2$.

$$\begin{aligned} \|\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \mathbf{y}\|_2 &= \max_{|\Lambda|=K} \sqrt{\sum_{i \in \Lambda} |\langle \mathbf{v}_i, \mathbf{y} \rangle|^2} \\ &\geq \|\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \mathbf{y}\|_2 = \|\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \Phi_{\bar{\Gamma}} \mathbf{x}_{\bar{\Gamma}}\|_2 \end{aligned} \quad (2)$$

根据 RIP 的定义, $\Phi_{\bar{\Gamma}}$ 的奇异值在 $\sqrt{1 - \delta_K}$ 和 $\sqrt{1 + \delta_K}$ 之间. 如果用 $\lambda(\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \Phi_{\bar{\Gamma}})$ 表示矩阵的特征值, 则有 $1 - \delta_K \leq \lambda(\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \Phi_{\bar{\Gamma}}) \leq 1 + \delta_K$, 所以可以得到

$$\|\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \Phi_{\bar{\Gamma}} \mathbf{x}_{\bar{\Gamma}}\|_2 \geq (1 - \delta_K) \|\mathbf{x}_{\bar{\Gamma}}\|_2 \quad (3)$$

再由 RIP 性质的定义可知 $\|\mathbf{x}\|_2 \geq \frac{\|\mathbf{y}\|_2}{\sqrt{1 + \delta_K}}$, 综合

不等式 (2)、(3) 可以得到 $\|\Phi_{\bar{\Gamma}}^* \mathbf{y}\|_2 \geq \frac{1 - \delta_K}{\sqrt{1 + \delta_K}} \|\mathbf{y}\|_2$.

得证.

根据以上结论的逆否命题, 当 $\|\Phi_{\Gamma^0}^* \mathbf{y}\|_2 < \frac{1 - \delta_K}{\sqrt{1 + \delta_K}} \|\mathbf{y}\|_2$ 时, $K_0 < K$. 从这个命题可以得到对 K 初始估计方法: K_0 取初始值 1, 如果 $\|\Phi_{\Gamma^0}^* \mathbf{y}\|_2 < \frac{1 - \delta_K}{\sqrt{1 + \delta_K}} \|\mathbf{y}\|_2$ 则依次增加 K_0 直到不等式不成立, 同时得到的是对 Γ 的初始估计 Γ^0 .

2.2 新原子选取

当子空间追踪无法通过迭代使残差能量满足给定阈值时, 可选取更多的原子表示 \mathbf{y} . SASP 算法采用弱匹配策略选取与残差信号比较接近的原子, 并将其索引加入集合 Γ^n . 令 $\mathbf{g} = \Phi^* \mathbf{r}$, 则 \mathbf{g} 中第 i 个元素 g_i 是原子向量 \mathbf{v}_i 与残差信号 \mathbf{r} 的内积, 即 $\langle \mathbf{v}_i, \mathbf{r} \rangle$. 引入实数 α 为弱匹配参数, $\alpha \in (0, 1]$. SASP 选取所有满足 $|g_i| \geq \alpha \max_{1 \leq j \leq N} |g_j|$ 的原子, 则 Γ^n 的更新可表示为

$$\Gamma^n = \Gamma^{n-1} \cup \{i : |g_i| \geq \alpha \max_{1 \leq j \leq N} |g_j|\}$$

弱匹配可以看作选取残差的投影大于一定阈值的原子, 该阈值与 $\max_{1 \leq j \leq N} |g_j|$ 有关. $\alpha = 1$ 时, 与 OMP 类似每次迭代只选取与残差最匹配的单个原子, Γ^n 中每次增加一个元素. 当 α 比较小时, 每次迭代可能选取多个原子. 所以通过弱匹配可以根据信号调整增加的原子数. 已有实验表明, 参数 α 取值 0.7 ~ 0.9 之间可以兼顾算法性能和运算速度.

2.3 子空间追踪

子空间追踪部分也通过迭代改进估计结果, 每次迭代中采用了一种后退策略^[12]. 算法的结构如图 2 所示. 设经过 n 次迭代后得到原子的索引集合为 Γ^n , 残差信号为 \mathbf{r}^n . 在第 n 次迭代中, 将 \mathbf{r}^{n-1} 分别投影到字典 D 的各个原子向量上, 并选出投影最大的 $|\Gamma^{n-1}|$ 个原子. 把它们的索引与 Γ^{n-1} 合并得到集合 $\hat{\Gamma}$, $\hat{\Gamma}$ 中有 $2|\Gamma^{n-1}|$ 个元素. 再把 \mathbf{y} 投影到原子向量 $\{\mathbf{v}_i | i \in \hat{\Gamma}\}$ 张成的空间, 从 $\hat{\Gamma}$ 中去除系数最小的 $|\Gamma^{n-1}|$ 个原子的索引得到 $\bar{\Gamma}$, $|\bar{\Gamma}| = |\Gamma^{n-1}|$. 再次把 \mathbf{y} 投影到原子 $\{\mathbf{v}_i | i \in \bar{\Gamma}\}$ 张成的空间, 如果得到的残差能量小于 \mathbf{r}^{n-1} 的能量则更新 Γ^n 并重复上述过程. 文献[12]证明如果 Φ 以参数 (K, δ_{3K}) 满足 RIP 性质且 $\delta_{3K} < 0.165$, 则有 $\|\mathbf{r}^n\|_2 <$

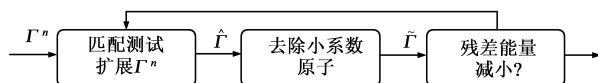


图2 子空间追踪流程图

$\|r^{n-1}\|_2$, 子空间追踪可以从 y 准确重建 x .

2.4 算法步骤

输入: M 维观测向量 y , $M \times N$ 维测量矩阵 Φ
输出: 重建信号 \hat{x} , $\hat{x}_T^n = \arg \min_{x_T^n} \|y - \Phi_T^n x_T^n\|_2^2$, \hat{x} 中其它元素为零

(1) $g^0 = \Phi^* y$, $K_0 = 1$

(2) $\Gamma^0 = \{|g_i^0| \text{ 前 } K_0 \text{ 个最大值索引}\}$

(3) 如果 $\|\Phi_T^{n0} y\|_2 < \frac{1 - \delta_K}{\sqrt{1 + \delta_K}} \|y\|_2$, 则 $K_0 = K_0 + 1$, 重复(2)

(4) $r^0 = \min \|y - \Phi_T^0 x_T^0\|_2^2$

(5) $n = 1$

(6) $g^n = \Phi^* r^{n-1}$

(7) $\tilde{\Gamma}^n = \Gamma^{n-1} \cup \{|g_i^n| \text{ 前 } |\Gamma^{n-1}| \text{ 个最大值索引}\}$

(8) $x_T^n = \arg \min_{x_T^n} \|y - \Phi_T x_T^n\|_2^2$

(9) $\tilde{\Gamma} = \{|x_{T_i}^n| \text{ 前 } |\Gamma^{n-1}| \text{ 个最大值索引}\}$

(10) $\tilde{r} = \min \|y - \Phi_{\tilde{\Gamma}} x_T^n\|_2^2$

(11) 如果 $\|\tilde{r}\|_2 < \|r^{n-1}\|_2^2$, $\Gamma^n = \tilde{\Gamma}$, $r^n = \tilde{r}$, $n = n + 1$, 重复(6)

(12) 如果满足迭代终止条件算法退出, 否则 $\Gamma^n = \Gamma^{n-1} \cup \{i: |g_i^n| \geq \alpha \max_{1 \leq j \leq N} |g_j^n|\}$, 重复(6)

第(1)~(4)步为稀疏度估计部分, 得到初始估计集合 Γ^0 和残差 r^0 . 第(5)步初始化迭代次数. 第(6)~(12)步为 SASP 算法迭代主体. 第(6)~(11)步通过子空间追踪改进估计结果. 第(12)步判断终止条件是否满足, 如果满足整个算法退出. 否则通过弱匹配在 Γ^n 中加入新选取的原子的索引. 因为 r^{n-1} 与 $v_i (i \in \Gamma^{n-1})$ 正交, Γ^{n-1} 中元素不会被重复选出. 算法的终止条件可设为: (1)当残差能量小于一定值时终止; (2)当原子与残差的相关小于某个阈值时终止.

2.5 算法分析

由 $\|r^n\|_2^2 < \|r^{n-1}\|_2^2$ 可知 r^n 能量单调递减, 算法至少收敛到一个局部最小点. 稀疏度估计部分主要运算在于求 M 次投影, 计算量相对较小. SASP 算法的计算复杂度与外层迭代的次数密切相关, 其上限为 $O(K^2MN)$. 整个算法的计算量中对最小二乘问题求解占很大一部分. 在外层迭代中每次重复需要求解一次最小二乘问题, 即

算法步骤(8). 子空间追踪部分第(10)、(12)步分别需要求解一次最小二乘问题. 算法外层迭代次数与每次选取的原子数和信号的稀疏度相关.

3 实验结果

3.1 稀疏度估计

为了验证 SASP 算法中稀疏度估计的结果, 本节通过实验测试稀疏度估计部分. 实验中, $M = 256$, $N = 512$, Φ 为 $M \times N$ 高斯随机矩阵, 每项元素是独立分布零均值单位方差的高斯随机变量. 从 x_0 中随机取 K 个元素, 每一项值为独立分布零均值单位方差高斯随机变量, x_0 中其它元素值为零. 通过 $y = \Phi x_0$ 得到观测向量 y , 图中横坐标表示实验次数, 纵坐标表示 K 的估计值. 图 3 中比较了 $K = 51$ 条件下 δ_K 取不同估计值时得到的 K 估计值.

3.2 信号重建实验

这一部分比较 OMP、StOMP、ROMP、SP、SAMP、SASP 算法性能和运算时间. 实验测试 K 取不同值的结果, 其它设置与上一节相同. 信号准确重建的条件设为 x 和 x_0 中非零元素位置一样, 且误差的能量小于 10^{-15} . StOMP 中阈值 t_s 取 3, SAMP 中步长 $s = 1$, SASP 中 $\alpha = 0.7$, δ_K 取估计值 0.3. 算法中最小二乘问题都采用 QR 分解法求得, 终止条件都设为残差能量小于 $\epsilon = 10^{-5} \|y\|_2$. 算法在 Intel Core2 Duo E8400 机器上运行, 软件版本为 Matlab R2008a. 实验中 OMP 和 StOMP 算法的实现采用的是 SparseLab (<http://www.sparselab.stanford.edu/>) 工具箱. SAMP 和 ROMP 的实现采用作者提供的代码. 对于不同的 K 值, 所有算法都运行 500 次来计算重建成功率和平均运行时间.

图 4 中表示不同稀疏度下信号准确重建率. 从图 4 中可以看出本文提出的算法性能超过 OMP、StOMP、ROMP 和 SP 算法, 与 SAMP 相比性能相当. 当 K/N 大于 0.25 时 SASP 和 SAMP 才会有较多信号不能成功重建. 图 5 表示了各个算法运行平均时间. 相比 SP 算法, SASP 因为迭代次数增加而导致运算时间超过 SP. 而与 SAMP 算法相比, SASP 的运算时间远小于 SAMP.

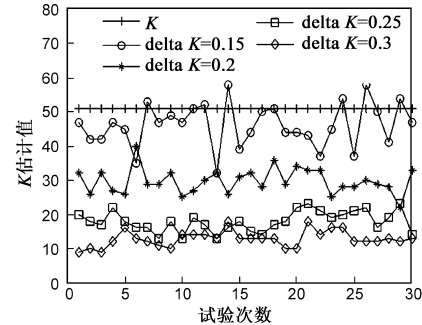


图3 稀疏度估计

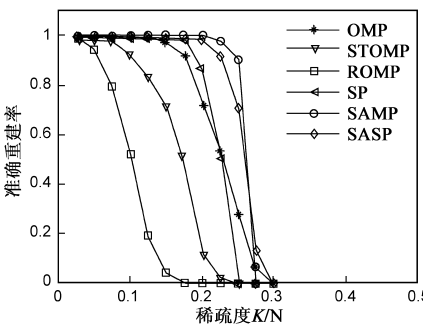


图4 信号准确重建率

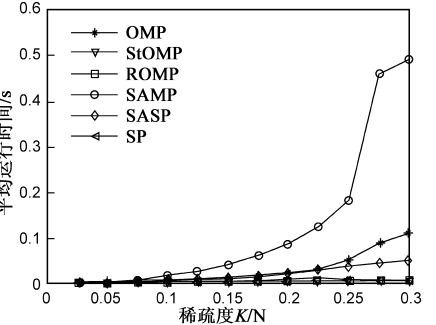


图5 平均运行时间

3.3 图像实验

实验中使用的图像是 256×256 像素的 Lena 图像, 采样矩阵采用结构化随机采样矩阵^[15]. 实验比较了各个算法重建图像的 PSNR 和运算时间, 所有算法选取约 3000 个原子后终止. 为了加快 SAMP 运算时间, 实验比较了步长分别取 $s = 50$ 和 $s = 100$ 的结果. 所有算法中对于大规模最小二乘问题的求解都采用 LSQR 算法.

表 1 比较了不同算法重建图像的 PSNR 和运算时间. 从表中可以看出 SASP 重建图像 PSNR 最高, 运算时间也较短. SAMP 需要取合适的步长 s 才能在运算时间和重建效果间取得一个较好的平衡.

表 1 不同算法重建时间与性能比较

算法	Lena($M = 0.3 * N$)		Lena($M = 0.4 * N$)		Lena($M = 0.5 * N$)	
	PSNR (dB)	运行时间(s)	PSNR (dB)	运行时间(s)	PSNR (dB)	运行时间(s)
OMP	27.24	336.31	28.81	338.26	29.36	339.30
StOMP	21.62	0.81	23.97	0.85	26.45	0.91
ROMP	23.04	1.74	26.13	2.59	27.02	2.41
SP	27.17	19.57	27.67	10.47	29.49	6.40
SAMP ($s = 50$)	27.27	217.31	29.12	217.34	29.62	206.25
SAMP ($s = 100$)	27.25	118.48	29.06	122.65	29.56	109.26
SASP	27.50	19.25	29.29	19.03	29.80	19.20

4 结论

本文提出了一种自适应子空间追踪算法 SASP, 该算法可以在未知信号稀疏度的情况下准确重建信号. 算法使用一种新的稀疏度估计方法得到稀疏度的初始估计值, 然后通过迭代进行估计的更新. 在每次迭代中采用弱匹配原则选取新原子, 再通过子空间追踪改善结果并重建信号. 实验表明, SASP 算法可以有效地重建稀疏信号, 同时具有较低的运算量.

参考文献:

[1] D L Donoho. Compressed sensing[J]. IEEE Trans Info Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.

[2] E J Candès, J Romberg, T Tao. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Trans Info Theory, 2006, 52(2): 489 – 509.

[3] E J Candès, T Tao. Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies[J]. IEEE Trans Info Theory, 2006, 52(12): 5406 – 5425.

[4] E J Candès, T Tao. Decoding by linear programming[J]. IEEE Trans Info Theory, 2005, 51(12): 4203 – 4215.

[5] 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 Guang-min, Liu Dan-hua, Gao Dahua, etc. Advance s in

theory and application of compressed sensing[J]. Acta Sinica Electronica, 2009, 37(5): 1070 – 1081. (in Chinese)

[6] S S Chen, D L Donoho, M A. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Rev, 2001, 43(1): 129 – 159.

[7] S Mallat, Z Zhang. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans Signal Process, 1993, 41(12): 3397 – 3415.

[8] J A Tropp. Greed is good: Algorithmic results for sparse approximation[J]. IEEE Trans Info Theory, 2004, 50(10): 2231 – 2242.

[9] J A Tropp, A C Gilbert. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Trans Info Theory, 2007, 53(12): 4655 – 4666.

[10] D L Donoho, Y Tsaig, I Drori, etc. Sparse solution of under-determined linear equations by stagewise Orthogonal Matching Pursuit[OL]. 2007, <http://www-stat.stanford.edu/~donoho/Reports/2006/StOMP-20060403.pdf>.

[11] D Needell, R Vershynin. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit [OL]. <http://arxiv.org/abs/0707.4203>, 2007-7-28/2008-3-15.

[12] W Dai, O. Milenkovic. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [OL]. <http://arxiv.org/abs/0803.0811>, 2008-3-6/2009-1-8.

[13] D Needell, J A Tropp. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26: 301 – 321.

[14] Thong T Do, Lu Gan, Nam Nguyen etc. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [A]. Proc Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers[C]. Pacific Grove, CA, United States: IEEE Signal Processing Society. 2008. 10: 581 – 587.

[15] T Do, T Tran, L Gan, Fast compressive sampling with structurally random matrices [A]. Proc ICASSP [C]. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. 2008. 5: 3369 – 3372.

作者简介:



杨 成 男, 1982 年生于江苏兴化, 现为复旦大学电子工程系博士研究生, 主要研究方向: 信号与图像处理.
E-mail: cyang@fudan.edu.cn

冯 巍 男, 1983 年生于辽宁沈阳, 现为复旦大学电子工程系博士研究生, 主要研究方向: 图像处理.