一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法

朱延万[1] 赵拥军[1] 孙 兵[2]
(1. 信息工程大学信息工程学院，河南 郑州 450002；2. 61580 部队，北京 102602)

摘 要：压缩感知理论是一种充分利用信号稀疏性或可压缩性的全新信号获取和处理理论。针对未知稀疏度信号重构，提出了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法。该算法首先利用一种基于原子匹配测试的方法得到信号稀疏度的初始估计，然后在稀疏度自适应匹配追踪（SAMP）框架下采用变步长分阶段思想实现稀疏度的逼近，在初始阶段利用大步长实现稀疏度的快速粗接近，以提高收敛速度，在随后的迭代中逐渐减小步长，实现稀疏度的精逼近，最终实现信号的精确重构。理论分析和仿真结果表明，该算法在一定程度上解决了 SAMP 算法在大稀疏度条件下运算量较大以及固定步长导致的欠估计和过估计问题，较好地实现了未知稀疏度信号的精确重建，且重建性能和重建效率均优于现有的同类算法。

关键词：压缩感知；重构算法；匹配追踪；稀疏表示
中图分类号：TN911.7 **文献标识码**：A **文章编号**：1003-0530(2012)01-0080-07

A Modified Sparsity Adaptive Matching Pursuit Algorithm

ZHU Yan-wan[1] ZHAO Yong-jun[1] SUN Bing[2]
(1. Institute of Information Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450002, China; 2. 61580 Units, Beijing 102602)

Abstract: Compressive sensing is a novel signal sampling and processing theory under the condition that the signal is sparse or compressible. In this paper, a new Modified Sparsity Adaptive Matching Pursuit (MSAMP) Algorithm is proposed for signal reconstruction without prior information of the sparsity. Firstly, a new sparsity estimation method based on atom matching test is used to get an initial estimation of sparsity. Then it realized the close approach of signal sparse step by step under the frame of sparsity Adaptive Matching Pursuit (SAMP). But the step size in MSAMP algorithm is variable rather than the fixed one in SAMP algorithm. At the beginning of step iterations, high value of step size, causing fast convergence of the algorithm is used initially to realise the coarse approach of signal sparse, and in the later step iterations smaller value of step size, advancing the performance of the algorithm is used to achieve the precise approach of signal sparse. Finally, it realized the precise reconstruction of sparse signal. The analytical theory and simulation results show that significant reconstruction performance improvement is achieved. The problem of over or under estimation in SAMP algorithm under the condition of large sparsity is almost resolved. Also, the convergence of the algorithm is much faster than the fixed step size algorithm.

Key words: compressive sensing (CS); reconstruction algorithm; matching pursuit; sparse decomposition

1 引言

近年来，Donoho、Candes 和 Tao 等人提出了一种全新的信号获取和处理理论，即压缩感知[1-4]理论。该理论研究表明，对于稀疏或可压缩信号，通过低于甚至远低于 Nyquist 标准对其随机采样，可精确地实现原始信号恢复重够。该理论同时实现对信号的采样和压缩，既节约了硬件资源，又节约了软件处理时间和存储空间。鉴于以上优点，压缩感知理论必将成为信号处理领域的一颗璀璨明珠。

收稿日期：2011-06-23；修回日期：2011-08-31
基金项目：国家 863 项目资助，编号 2009AA7034530

重建算法是压缩感知理论中三个关键技术之一,如何从压缩测量的低维数据中最大程度地恢复重构出原始的高维数据是其难点所在。对于稀疏性或可压缩性信号恢复重建问题的研究,国内外已有多篇的论文发表,主要集中于组合优化、凸优化以及贪婪迭代等几类重建算法。组合优化类算法对采样结构要求严格而运行效率特别高。凸优化类算法,如基追踪(Basis Pursuit,BP)[5]等,计算复杂,但需要的测量数最少,精度高。贪婪算法兼顾了运行效率和采样效率,因其算法结构简单、运算量小等特点受到青睐。当前贪婪类算法主要有匹配追踪(Matching Pursuit,MP)、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit,OMP)[6]、分段匹配追踪(Stagewise OMP,StOMP)[7]、正则化正交匹配追踪(Regularized OMP,ROMP)[8],压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling MP,CoSAMP)[9]和子空间追踪(Subspace Pursuit,SP)[10]、稀疏度自适应匹配追踪(Sparsity Adaptive Matching Pursuit,SAMP)[11]等。针对未知稀疏度信号的重构,本文在研究上述算法的基础上,重点结合 StOMP 算法的分阶段思想、SP 的回退筛选思想和 SAMP 算法的自适应思想,提出一种改进的稀疏度自适应匹配追踪(Modified Sparsity Adaptive Matching Pursuit,MSAMP)算法,主要解决 SAMP 中的两个方面的问题:1) 在大稀疏度条件下需要多次迭代而导致运算量大的问题;2) 固定步长导致的欠估计和过估计问题。理论分析和实验仿真表明,本文提出的算法重建效果较好,重建性能和效率均优于 SAMP 算法,应用范围更广。

2　压缩感知与重建算法

设原始信号 x 是长度为 N 的 K 稀疏度信号,通过测量矩阵为 $\Phi_{M\times N}(M<N)$ 得到长度为 M 的观测信号 y,观测方程 $y=\Phi x$。当 K、M 及 N 之间满足一定关系时,x 可精确重建。如何从观测信号 y 中重建出原始信号 x 正是本文要解决的问题,此问题的求解通常采用如下最优化问题求解:

$$\min \|x\|_0 \quad s.t.\ y=\Phi x \tag{1}$$

考虑到实际中允许存在一定程度的误差,求解式(1)的最优化问题可用一简单的近似求解形式替代,如式(2),其中 ε 是一个非常小的常量:

$$\min \|x\|_0 \quad s.t.\ \|y-\Phi x\|_2^2 \le \varepsilon \tag{2}$$

式(1)和式(2)的求解本质上是 l_0 范数最小化求解问题,是 NP 难问题,无法直接求解。当前这类问题间接求解方法较多,其中贪婪迭代类算法因算法结构简单、运算量小而颇受关注。其中 MP 和 OMP 是该类算法的早期求解形式,OMP 是 MP 改进后的一种特殊情况,它在重建时每次迭代增加估计信号 $\hat{x}$ 支撑集 F 的一个原子,算法效率较低。后来从提高选取原子的效率角度出发,研究改进出了 StOMP 和 ROMP 算法,它们在每次迭代时根据相关准则可增加支撑集 F 的一组多个原子。回退筛选思想的引入,近来又出现了重构质量在理论上与线性规划(Linear Programming,LP)[1]算法相当 SP 和CoSaMP算法,且算法复杂度低,但这些均需要信号的稀疏度 K 为先验信息。

然而在实际应用中信号的稀疏度 K 通常来说是未知的,这在相当程度上限制了上述算法的应用。针对这一情况,Thong T. Do 等人提出了 SAMP 算法,该算法通过固定步长,逐步实现对信号稀疏度的估计,在稀疏度未知的情况下也能获得较好的重建效果,且速度快于 OMP 算法。

3　稀疏自适应匹配追踪算法

文献[11]中提出的 SAMP 算法对所有满足 RIP 条件的观测矩阵和稀疏信号都可以实现快速精确重构,且不需要稀疏度作为先验信息。SAMP 算法通过阶段步长 *step*(相邻迭代阶段所对应的支撑集 F 的大小 *size* 之差即为阶段步长 *step*)逐步分阶段实现对稀疏度 K 的逼近,由此可在稀疏度未知的前提下实现稀疏信号 x 的精确重构。在某一阶段迭代中,支撑集 F 的大小是不变的,要形成此阶段的支撑集 F,首先通过式(3)求取测量矩阵 Φ 的各个原子 φ_i 与余量 r 的相关系数 u 中最大的 *size* 个幅值对应的索引值构获得索引集 S。

$$u=\{u_i \mid u_i=|\langle r_{k-1},\varphi_i\rangle|, i=1,2,\ldots,N\} \tag{3}$$

然后合并索引集 S 与前一次迭代的支撑集 F 得到候选集 C,再通过计算余量与候选集 C 对应原子的内积中绝对值最大的 *size* 个值对应的索引形成当前迭代的支撑集 F,当余量的能量小于前次迭代时余量能量时继续迭代,否则进入下一阶段,直到余量的能量小于规定的阈值。经过一定的迭代得到用于信号重建的支撑集 F,此时信号只需采用最小二乘法即可实现重建,同时余量也得到更新:

$$\hat{x}=\arg\min \|y-\Phi_F x\|_2 \tag{4}$$

$$r_{new}=y-\Phi_F\hat{x} \tag{5}$$

SAMP 算法的基本步骤

输入:M 维测量向量 y,$M\times N$ 测量矩阵 Φ,阶段步长 $step\neq 0$;

输出:信号 x 的 K 稀疏近似 $\hat{x}$;

(1)初始化:余量 $r=y$,支撑集长度 $size=step$,阶段

$stage=1$,迭代次数 $k=1$,索引值集合 $S=\varnothing$,候选集 $C=\varnothing$,支撑集 $F=\varnothing$;

(2) 若 $\|r\|_2\le\varepsilon$,则终止迭代,利用得到的原子采用式(4)进行最终的信号重建;否则进入步骤(3);

(3) 利用式(3)计算相关系数,并从 u 中提出 $size$ 个最大值对应的索引值得到索引集 S;

(4) 合并索引集与支撑集得到候选集 $C=F\cup S$,利用类似于式(3)计算 C 中索引值对应原子与余量的相关系数,并提取出 $size$ 个最大值对应的索引值得到 F_{new},利用式(5)更新余量;

(5) 若 $\|r_{new}\|_2\ge\|r\|_2$,则更新迭代阶段 $stage=stage+1$,更新支撑集长度 $size=stage\times step$,转步骤(2);否则更新候选集 $F=F_{new}$,更新余量 $r=r_{new}$,更新迭代次数 $k=k+1$,转步骤(2)。

从上述算法步骤(5)中可以看出,各个阶段的增加步长 $step$ 为常数,而最终 $size$ 的大小就被认为是稀疏 K 的大小。显然 $step$ 取值较大时,阶段迭代步数少,算法效率较高,但是对稀疏 K 的估计精度显然也会降低;而当 $step$ 取值较小时,对稀疏度估计精度较高,但迭代阶段数急剧增加,算法执行效率不高;其次,该算法直接以初始阶段的步长 $step$ 作为初值,也不利于算法效率的提高。理论分析和仿真实验均表明,该算法的重构精度和重构效率受到阶段步长 $step$ 和初始稀疏度估计值的限制。

4 MSAMP 算法

为解决以上问题,结合 StOMP 算法、SP 算法和 SAMP 算法的优势,本文提出了 MSAMP 算法,其主要思想是,首先对稀疏度进行粗估计,以此估计作为初始阶段支撑集的大小;然后在 SAMP 框架下,采用变阶段步长的思想获得逐步获得信号稀疏度的精确估计,进而实现信号的精确重构。以下从稀疏度估计、变步长思想和算法步骤及分析三个部分来描述 MSAMP 算法。

4.1 稀疏度估计

在 SAMP 算法中,并没有考虑初始稀疏对算法的影响,而一个较好的初始稀疏度将会在相当程度上提高算法的效率。本文从原子匹配测试角度给出了一种初始稀疏度的估计方法,最终通过匹配测试得到一个原子集合,该集合元素个数略小于稀疏度 K。设 F 为 y 的真实支撑集,用 $\sup(\cdot)$ 表示集合的元素个数,则 $\sup(F)=K$。初始余量为 y,利用式(3)可以获得集合 u,设 u_i 表示 u 的第 i 个元素,u 中前 K_0($1\le K_0\le N$,N 为信号长度)个最大值的索引的集合记为 F_0,则 $\sup(F_0)=K_0$。

文献[12]证明了命题"当 Φ 以参数(K,δ_K)满足 RIP 性质,如果 $K_0\ge K$,则 $\|\Phi_{F_0}^{\mathrm{T}}y\|_2\ge\frac{1-\delta_K}{1+\delta_K}\|y\|_2$"是真命题,记为命题 1。那么命题 1 的逆否命题"当 Φ 以参数(K,δ_K)满足 RIP 性质,如果 $\|\Phi_{F_0}^{\mathrm{T}}y\|_2\le\frac{1-\delta_K}{1+\delta_K}\|y\|_2$,那么 $K_0\le K$"也是真命题,记为命题 2。利用命题 2 可以实现对稀疏度 K 的初始估计,具体方法为:设置 K_0 初始值,如果 $\|\Phi_{F_0}^{\mathrm{T}}y\|_2\le\frac{1-\delta_K}{1+\delta_K}\|y\|_2$,则依次增加 K_0 直到不等式不成立,届时 K_0 即为稀疏度初始估计值,同时可得到初始余量 r。

4.2 变步长思想

在 SAMP 算法中,由于稀疏度 K 未知,所以阶段步长 $step$ 取一个最小值 1 是最稳妥的选择,但重建效率将急剧下降,算法退化为类似于 OMP 的方法。一个最简单的想法,就是在初始阶段由于估计稀疏度远小于真实稀疏度,主要依靠选择大的阶段步长来增加提高算法执行效率,而当估计稀疏增加到一定程度时,则主要依靠小的阶段步长来提高重构精度。在 SAMP 框架下,采用这种变阶段步长的思想,算法的重构精度和执行效率将得到兼顾。

文献[13]研究表明,当支撑集大小未达到稀疏度 K 时,相邻两个阶段中重建信号的能量差是不断减小的,并且此能量差下降速度随着阶段数的增加而逐渐变缓,最终趋于稳定。据此,本文以相邻阶段估计信号的能量之差作为迭代终止条件。

4.3 算法步骤及分析

MSAMP 算法:

输入:M 维测量向量 y,$M\times N$ 测量矩阵 Φ,阶段步长 $step\ne0$;

输出:信号 x 的 K 稀疏近似 $\hat{x}$;

(1) 初始化稀疏度 $K_0=1$,初始化稀疏度估计步长 $step1=step$,支撑集 $F=\varnothing$;

(2) 利用式(3)计算相关系数,并从 u 中提出 K_0 个最大值对应的索引值存入索引集 F 中;

(3) 如果 $\|\Phi_F^{\mathrm{T}}y\|\le0.5\times\frac{1-\delta_K}{1+\delta_K}\|y\|_2$,则 $step1=step1$,$K_0=K_0+step1$,转步骤(2);否则,如果 $\|\Phi_F^{\mathrm{T}}y\|\le\frac{1-\delta_K}{1+\delta_K}\|y\|_2$,则 $step1=\lceil0.5\cdot step1\rceil$,$K_0=K_0+step1$,转步骤(2);

(4) 初始余量 $r=y-\Phi_F\Phi_F^{\dagger}y$;

(5) 初始估计信号 $\hat{x}=0$,初始化阶段 $stage=1$,初始化迭代次数 $k=1$,初始阶段步长 $step=\lceil 0.5\cdot step1\rceil$,初始支撑集长度 $size=K_0$,初始化索引值集合 $S=\varnothing$,候选集,$C=\varnothing$;

(6) 利用式(3)计算相关系数,并从 u 提出 $size$ 个最大值对应的索引值存入索引集 S 中;

(7) 合并索引值集合 $C=F\cup S$,利用式(3)计算 C 中索引值对应原子与余量的相关系数,并提取出 $size$ 个最大值对应的索引值存入 F_{new} 中,采用式(4)计算估计信号 $\hat{x}_{new}$,并利用式(5)更新余量;

(8) 如果 $\|\hat{x}_{new}-\hat{x}\|\le\varepsilon_1$,则转步骤(9),否则转步骤(10);

(9) 如果 $\|\hat{x}_{new}-\hat{x}\|\le\varepsilon_2$,则停止迭代,否则转步骤(11);

(10) 如果 $\|r_{new}\|_2\ge\|r\|_2$,则 $stage=stage+1$,$size=size+step$,$\hat{x}=\hat{x}_{new}$ 转步骤(6);否则 $F=F_{new}$,$r=r_{new}$,$k=k+1$,转步骤(6);

(11) 如果 $\|r_{new}\|_2\ge\|r\|_2$,则 $stage=stage+1$,$step=\lceil 0.5\cdot step\rceil$,$size=size+step$,$\hat{x}=\hat{x}_{new}$ 转步骤(6);否则 $F=F_{new}$,$r=r_{new}$,$k=k+1$,转步骤(6)。

算法中第 1 到 5 步实现了稀疏度的粗估计和迭代变量的初始化,第 6 到 11 步是 MSAMP 在 SAMP 框架下的变步长分阶段迭代部分,其中$\lceil\cdot\rceil$表示向上取整。第 5 步可见最大步长小于 2 倍稀疏度,否则性能下降,这里采用 SAMP 中的步长选择方法,通常取近似 $N/[2\cdot\log_2 M]$。第 8 步中的 ε_1 和第 9 步中的 ε_2 分别是用于控制步长变换和算法终止迭代,且 $\varepsilon_1>\varepsilon_2$。$\varepsilon_1$ 越接近 ε_2,执行效率越高,但精度越低;反之,执行效率低,精度高。第 11 步显示了前后两个阶段步长的变化关系,若前后阶段步长变化不大,则精度会降低,反之,效率会降低,但由于采用了初始稀疏度估计,这种影响不是很大,本文仍从算法效率和精度要求考虑,每次步长变化时取前一阶段的一半。

算法显示,在同一个迭代阶段中,余量的能量是单调递减的,算法至少能收敛到一个局部最小点。稀疏度估计部分主要计算量在利用式(3)求相关。MSAMP 算法的计算复杂度与阶段迭代次数密切相关。整个算法中,主要运算量集中在第 7 步中采用最小二乘法来估计信号。采用变阶段步长思想,使得 MSAMP 算法在重建精度上相当于采用小的阶段步长的 SAMP 算法。而采用初始稀疏度估计,使得 MSAMP 算法在运算复杂度上相当于间接降低稀疏度的 SAMP 算法。因而本文提出的 MSAMP 算法在重建精度和重建效率上优于 SAMP 算法。

5　实验仿真

实验 1:稀疏度估计仿真

为了检验 MSAMP 算法的效果,本文通过仿真实验来验证稀疏度估计部分。实验中,稀疏度 $K=25$,测量信号长度 $M=128$,原始信号 x 长度 $N=512$,测量矩阵 Φ 为 $M\times N$ 高斯随机矩阵。图 1 中横坐标表示试验次数,纵坐标表示稀疏度 K 的估计值。图 1 中比较了 δ_K 取不同值时得到的稀疏度估计值。

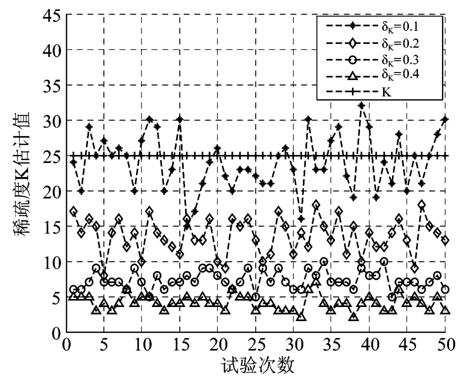


图 1　稀疏度估计

Fig. 1　Sparsity estimation

实验 2:信号重建仿真

为了检验 MSAMP 算法的正确性和有效性,本文通过 MATLAB 处理平台对所提出的算法进行了实验仿真。实验中,MSAMP 算法在初始稀疏度估计时 $\delta_K=0.3$,阶段步长取 6,其余实验参数设置与实验 1 相同。重建信号为 $\hat{x}$,重建效果如图 2 所示。从实验结果可以看出,MSAMP 算法对信号的重建效果很好,相对误差较小,算法收敛性也较好。

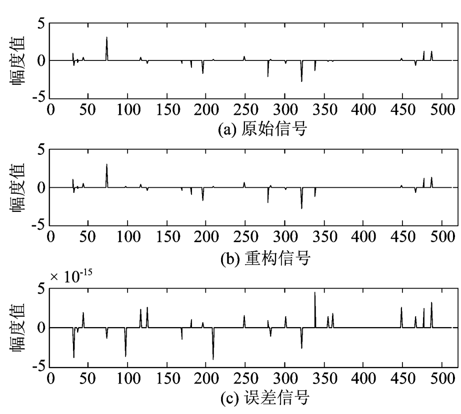


图 2　MSAMP 算法信号重建

Fig. 2　Signal reconstructed by MSAMP

实验3：重建性能比较

本实验比较 OMP、StOMP、SP、SAMP、MSAMP 算法准确重建性能和运行时间。实验测试 K 取不同值的结果，其他设置与实验2相同。信号正确重建的定义为 $\hat{x}$ 与 x 中非零元素位置相同，且误差的能量小于某一阈值，这里阈值取 10^{-5}。算法在 Intel Pentium 4 处理器上运行，软件版本为 Matlab 7.5。实验中 OMP 和 StOMP 算法的实现采用的是 Sparslab（http://www.sparselab.stanford.edu/）工具箱；SP 算法的实现采用的是 David Mary 编写的程序包（http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/）；SAMP 算法的实现采用的是 Thong T Do 等人编写的 SAMP 程序包（http://dsp.ece.rice.edu/cs）。对于不同的 K 值，所有算法都运行 100 次来计算正确重建概率和平均运行时间。

图3表示不同稀疏度下信号正确重建概率。从图3中可以看出本文提出的 MSAMP 算法性能由于 OMP、StOMP、SP 和 SAMP 算法。当 K/N 达到 0.25 时本文算法的正确重建概率仍能达到近 95%，而当 K/N 超过 0.25 时本文算法性能将迅速下降但仍优于同类算法。图4表示了各算法的平均运行时间。相比于 SP 算法，MSAMP 算法由于采用分阶段思想增加了迭代次数导致运行时间超过 SP。而与 SAMP 算法相比，虽然 MSAMP 算法采用变步长思想可能导致迭代阶段数增加而导致运行时间增长，但由于引入了初始稀疏度估计，从整体上来说，MSAMP 算法的迭代阶段远少于 SAMP 算法，并且稀疏度越大这种优势越明显，因而 MSAMP 算法的运行时间远低于 SAMP 算法。

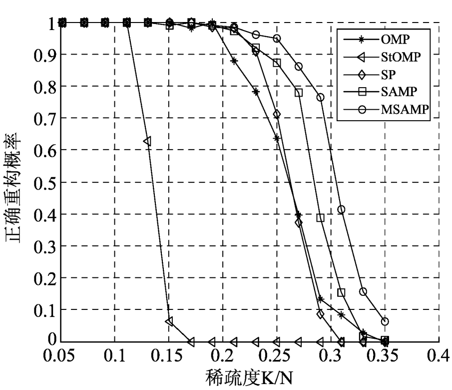


图3　不同算法正确重建概率比较

Fig. 3　Probability of exact recovery vs

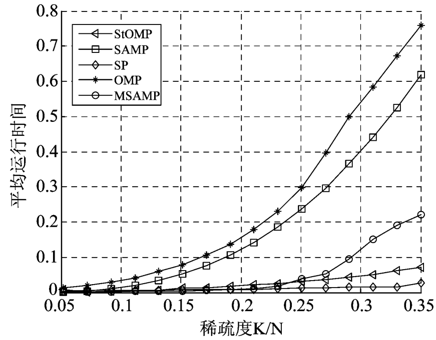
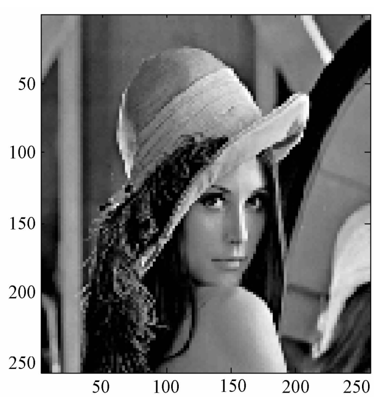


图4　不同算法重建平均运行时间比较

Fig. 4　Average time of recovery vs

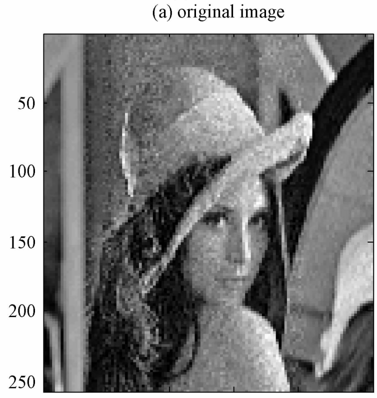
实验4：算法在图像处理中的应用

为了验证算法的实用性，采用大小为 256×256 的 Lena 图像，在压缩比 $M/N=0.4$ 时，比较了实验3中5种算法的重建性能。实验中 SAMP 与 MSAMP 的步长均取100，从图5可以看出，MSAMP 的效果略好 OMP、SP 及 StOMP，而与 SAMP 直观上不好辨别。为了更好地比较各算法性能，表1（表中括号内表示迭代步长）给出了不同算法重建后的峰值信噪比 PSNR 和重建时间。从表1中可以看出 MSAMP 重建图像的 PSNR 最高，重建时间也较短，同时受到步长的影响较 SAMP 要小，这主要归因于初始稀疏度估计的采用。



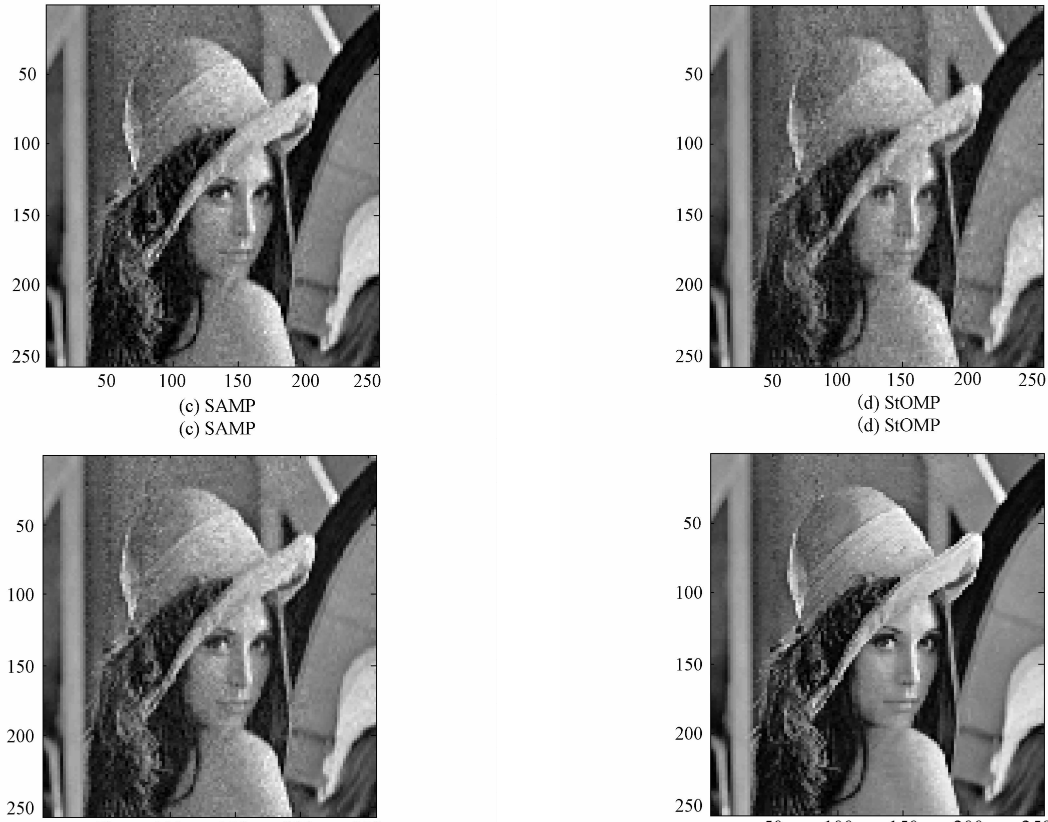
(a) 原始图像

(a) original image



(b) OMP

(b) OMP



(c) SAMP
(c) SAMP

(d) StOMP
(d) StOMP

(e) SP
(e) SP

(f) MSAMP
(f) MSAMP

图 5　不同算法下 Lena256 图像重建效果($M/N=0.4$)

Fig. 5　Reconstruction effect vs. ($M/N=0.4$)

表 1　不同算法重建时间和 PSNR 比较(括号内表示步长)

Tab. 1　time of recovery and PSNR vs.

算法	OMP	SAMP(50)	SAMP(100)	StOMP	SP	MSAMP(50)	MSAMP(100)
重建时间(s)	427,26	247.34	134.53	28.85	33.17	52.17	48.62
PSNR(dB)	29.25	32.58	31.75	28.57	30.13	35.84	35.07

6　结论

本文在深入研究了压缩感知理论各种经典重建算法,尤其是 SP、StOMP 和 SAMP 算法的基础上,提出了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法 MSAMP,该算法首先利用原子匹配测试的方法估计稀疏度作为初始阶段的支撑集长度,然后在 SAMP 框架下采用变步长分阶段逼近稀疏度,初始阶段利用大的步长实现稀疏度的快速粗接近,随后的迭代中逐次减小阶段步长,实现对稀疏度的精逼近,最终实现对未知稀疏度信号的精确重构。实验表明,MSAMP 算法可以较好地实现未知稀疏度信号的重建,且重建性能和效率均优于同类算法。

参考文献

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

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

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

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

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

[7] D L Donoho, Y Tsaig, I Drori, etc. Sparse solution of underdetermined linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit[C]. Tech. Report, Stanford, Department of Statistics, 2006.

[8] D Needell, R Vershynin. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit [J]. Found. Comput. Math, 2009, 9(3): 317-334.

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

[10] W Dai, O Milenkovic. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[C]. 2008 5th International Symposium on Turbo Codes and Related Topics, 2008, 402-407.

[11] Thong T Do, Lu Gan, Nam Nguyen, etc. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]. Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, California, 2008, 10: 581-587.

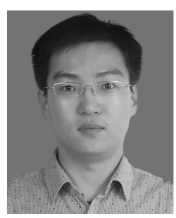
[12] 杨成, 冯巍, 冯辉等. 一种压缩采样中的稀疏度自适应子空间追踪算法[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 1914-1917.
Yang Cheng, Feng Wei, Feng Hui, etc. A Sparsity Subspace Pursuit Algorithm for Compressive Sampling[J]. Acta Sinica Electronoca, 2010, 38(4): 1914-1917. (in Chinese)

[13] 高睿, 赵瑞珍, 胡绍海. 基于压缩感知的变步长自适应匹配追踪重建算法[J]. 光学学报, 2010, 30(6): 1639-1644.
Gao Rui, Zhao Ruizhen, Hu Shaohai. Variable Step Size Adaptive Matching Pursuit Algorithm for Image Reconstruction Based on Compressive Sensing[J]. ACTA OPTICA SINICA, 2010, 30(6): 1639-1644. (in Chinese)

作者简介

朱延万(1985-),男,信息工程大学信息工程学院研究生,感兴趣的研究方向为雷达成像与目标识别、压缩感知。
E-mail:zhuyw586@163.com

赵拥军(1964-),男,教授,信息工程大学博士生导师,主要研究方向为阵列信号处理、雷达信号与信息处理。
E-mail:zhaoyj028@126.com



孙 兵(1986-),男,61580部队助理工程师,感兴趣的研究方向为逆合成孔径雷达成像。
E-mail:sunbing1987214@126.com