

一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法

王福驰¹ 赵志刚¹ 刘馨月¹ 吕慧显² 王国栋¹ 解 昊¹

(青岛大学计算机科学技术学院 山东 青岛 266071)¹

(青岛大学自动化与电气工程学院 山东 青岛 266071)²

摘要 在信号稀疏度未知的情况下,稀疏度自适应匹配追踪算法(Sparsity Adaptive Matching Pursuit,SAMP)是一种广泛应用的压缩感知重构算法。为了优化 SAMP 算法的性能,提出了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪(Improved Sparsity Adaptive Matching Pursuit,ISAMP)算法。该算法引入广义 Dice 系数匹配准则,能更准确地从测量矩阵中挑选与残差信号最匹配的原子,利用阈值方法选取预选集,并在迭代过程中采用指数变步长。实验结果表明,在相同的条件下,改进后的算法提高了重构质量和运算速度。

关键词 压缩感知,匹配追踪,重构算法,Dice 系数

中图分类号 TN911.7 **文献标识码** A

Improved Sparsity Adaptive Matching Pursuit Algorithm

WANG Fu-chi¹ ZHAO Zhi-gang¹ LIU Xin-yue¹ LV Hui-xian² WANG Guo-dong¹ XIE Hao¹

(College of Computer Science and Technology,Qingdao University,Qingdao,Shandong 266071,China)¹

(College of Automation and Electrical Engineering,Qingdao University,Qingdao,Shandong 266071,China)²

Abstract Sparsity adaptive matching pursuit (SAMP) algorithm is a widely used reconstruction algorithm for compressive sensing under the condition that the sparsity is unknown. In order to optimize the performance of SAMP algorithm,an improved sparsity adaptive matching pursuit(ISAMP) algorithm was proposed. The proposed algorithm introduces generalized Dice coefficient for matching criterion,which improves its performance in selecting the most matching atom from measurement matrix for residual signal. Meanwhile,it uses threshold method to select preliminary set and adopts exponential variable step during the iteration. Experimental results show that the proposed algorithm improves reconstruction quality and computational time.

Keywords Compressive sensing,Matching pursuit,Reconstruction algorithm,Dice coefficient

1 引言

压缩感知(Compressed Sensing,CS)^[1-2]在采样数据的同时对数据进行压缩,其利用了信号的稀疏性或可压缩性,能够通过很少的观测值来恢复信号。CS 理论以远低于奈奎斯特的标准对信号采样,并精确地恢复原始信号,缓解了信息获取、处理、存储以及传输的压力。压缩感知已被应用于多个领域,如超光谱图像处理^[3]、传感网络^[4]、医学图像^[5]等。

重构算法作为压缩感知最重要的部分之一,其解决的是如何从测量的低维数据中重构出原始高维数据。常用的构造算法有组合类算法、凸优化类算法和贪婪追踪类算法^[6],在这些压缩感知重构算法中,贪婪追踪类算法因为较好的重构性能而被广泛地使用。早期的贪婪追踪算法包括正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit,OMP)^[7]、正则化正交匹配追踪(Regularized Orthogonal Matching Pursuit,ROMP)^[8]、分段正交匹配追踪(Stagewise Orthogonal Matching Pursuit,StOMP)^[9]、分段弱正交匹配追踪(Stagewise Weak Ortho-

nal Matching Pursuit,SWOMP)^[10],这些算法只有在测量值较大时才能保证重构精度。后来,引进了回溯的思想并提出了压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling Matching Pursuit,CoSaMP)^[11]和子空间追踪(Sub-space Pursuit,SP)^[12]算法,这两个算法均具有较好的重构效果。然而,这些算法需要信号的稀疏度作为先验知识,但在大部分实际应用中,信号的稀疏度是未知的。针对稀疏度未知的情况,DO 等^[13]提出了稀疏度自适应(Sparsity Adaptive Matching Pursuit,SAMP)算法。

近年来,因为 SAMP 算法的有效性,越来越多的研究开始关注于提高 SAMP 算法的性能。例如,高睿等^[14]提出了基于压缩感知的变步长自适应匹配追踪(VssAMP)重建算法,该算法通过可变步长及双重阈值控制对信号进行精确重构。毕学霞等^[15]提出了一种基于变步长的稀疏度自适应匹配追踪(LSAMP)算法,该算法根据相邻信号能量差的变化及对数型的变步长来重构信号。这两种算法均能够提高重构精度,但重构时间相对较长。

本文受“十二五”国家科技支撑计划(2014BAG03B05)资助。

王福驰(1991—),硕士生,主要研究方向为压缩感知;赵志刚(1973—),博士,教授,主要研究方向为机器学习、压缩感知等,E-mail:zhaolhx@263.net(通信作者);刘馨月 硕士生,主要研究方向为压缩感知;吕慧显 讲师,主要研究方向为智能信息处理、电力系统自动化;王国栋 博士,副教授,主要研究方向为深度学习、人脸识别等;解 昊 硕士生,主要研究方向为运动分割。

基于 SAMP 算法重构时间较长且重构精度仍能提高,提出了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法(Improved Sparsity Adaptive Matching Pursuit Algorithm, ISAMP)。该算法对 SAMP 算法的原子匹配准则以及预选方法进行改进,并且在 SAMP 算法的迭代过程中,采用指数变步长来进一步提高算法的重构精度。

2 压缩感知和 SAMP 算法

2.1 压缩感知理论

假设信号 x 为长度为 N 的原始信号,且在稀疏基 Ψ 下是稀疏的,则信号 x 的稀疏表示为:

$$x = \Psi\theta \quad (1)$$

其中, Ψ 是 $N \times N$ 的正交基矩阵, θ 是信号 x 的稀疏表示。若信号是 K -稀疏的($K \ll N$),则 $\|\theta\|_0 = K$,其中 $\|\theta\|_0$ 表示 θ 中非零元素的个数。由压缩感知过程可以得到 M 维测量向量 y ,测量方程为:

$$y = \Phi x \quad (2)$$

其中, Φ 是 $M \times N$ 的测量矩阵,当 K, M 和 N 满足条件 $M \geq K \log N$ 时,原始信号 x 可以精确重构。通常通过求解以下最优化问题,能够从测量向量 y 中精确重构出信号 x :

$$\min \|x\|_0, \text{ s. t. } y = \Phi x \quad (3)$$

最小 l_0 范数的求解是一个 NP-hard 问题^[16],无法直接求得结果。一种求解方法是将式(3)转化为容易求解的凸优化问题,即最小 l_1 范数优化问题^[17]:

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

2.2 SAMP 算法

SAMP 算法通过固定步长 s 来逐渐增加支撑集 F 的大小 L ,从而逼近稀疏度,在稀疏度未知的情况下,能够实现稀疏信号的精确重构。但 SAMP 算法存在一定的缺陷。首先, SAMP 算法使用内积准则来挑选与残差值最相近的 L 个向量,它的实质是计算两个向量的夹角余弦值。余弦值越大,两个向量之间的夹角越小,相似度越高。使用内积准则度量两个向量之间相似度的问题在于,原始信号在匹配过程中会丢失部分重要信息。其次,在预选阶段,每次预选集合的大小都是步长。随着阶段的增加步长会变大,从 u 中选出固定个最大值会导致所选原子过多,相对于候选集,这将造成预选浪费甚至误选,进而降低信号重构效率以及重构精度。最后,在迭代过程中选用固定步长来逐渐逼近稀疏度。如果选取的步长值过小,虽能够保证稀疏度估计的准确性,但迭代阶段次数会增加,使得算法执行效率降低;如果选取的步长值太大,迭代阶段次数较少,算法效率高,但对稀疏度的估计不够精确。因此, SAMP 算法中阶段步长的选择会影响其重构效率和重构精度。

3 改进的稀疏度自适应匹配追踪算法

针对以上问题,受分段弱正交匹配追踪算法和子空间追踪算法的启发,提出了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法,其主要思想是,引进广义 Dice 系数匹配准则来代替内积匹配准则,利用阈值法来选择预选集,并采用指数变步长思想来逐步逼近信号稀疏度,最终实现信号的精确重构。下面从广义 Dice 系数匹配准则、指数变步长和算法步骤 3 方面来对 ISAMP 算法进行描述。

3.1 广义 Dice 系数匹配准则

假设 x 和 y 是两个任意的向量,广义 Dice 系数^[18]的定义如下:

$$Dice(x, y) = \frac{2 \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2} \quad (5)$$

其中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 。

如式(5)所示,广义 Dice 系数的分母是对两个向量长度的平方求算数平均: $\frac{d^2(x) + d^2(y)}{2}$ 。内积匹配准则在原始信

号的匹配过程中会造成部分重要信息丢失,而利用算数平均则能够有效地解决这一问题。使用广义 Dice 系数作为 SAMP 算法匹配过程的准则,也就是将 SAMP 算法步骤(1)中的 $u = \langle |r_{k-1}, \Phi \rangle |$ 替换成 $u = |D(r_{k-1}, \Phi)|$ 。

在 SAMP 算法的匹配过程中,观测矩阵中任意两个相似的原子能够对其造成干扰,从而降低信号的重构精度,甚至会导致重构失败。广义 Dice 系数匹配原则能够有效地区分两个相似原子,进而挑选出与残差信号最匹配的原子,使信号重构质量得到提高。

3.2 指数变步长

在 SAMP 算法中,由于稀疏度 K 是未知的,因此出于稳妥,固定步长 s 需要取 1,但这样会降低算法的重构效率,而步长选取的太大又会降低算法的重构质量。兼顾算法的重构质量和效率,采用变步长的方法。在算法的初始阶段,由于估计稀疏度远小于真实稀疏度,因此选取一个大的步长来提高算法的运行效率,当估计稀疏度增加到与真实稀疏度接近时,可逐步减小步长来提高重构精度。考虑以下指数函数:

$$g(x) = a^x \quad (6)$$

其中, a 是一个固定常数,当 $a \in (0, 1)$, $x \geq 0$ 时,对应的函数图像如图 1 所示。从图 1 可以看出,函数 $g(x)$ 是单调递减的,且值域为 $(0, 1]$ 。式(6)的导数为: $g'(x) = a^x \ln a$,当 $a \in (0, 1)$ 时,随着 x 的增大, $g'(x)$ 会减小,因此函数斜率是一直减小的。

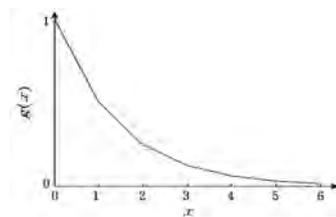


图 1 指数函数 $g(x) = a^x, a \in (0, 1)$

利用上述指数函数的变化规律来调整步长,初始的阶段步长 s 取一个大的值,支撑集长度 $L = L + s$;需要减小步长时,支撑集长度为 $L = L + \lceil s \cdot a^{\alpha_{k-1}} \rceil$,其中 $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。这样估计稀疏度越接近真实稀疏度时,支撑集长度随阶段数的增加其改变的程度越来越小,直到支撑集长度 $L = L + 1$ 。选取大的步长保证了算法的效率,采用指数变步长可提高算法重构质量。

3.3 ISAMP 算法步骤

改进的 SAMP 算法除引进了广义 Dice 系数匹配准则和指数变步长思想之外,还利用 SWOMP 算法中的弱选择方法对预选集进行阈值选取, ISAMP 算法的步骤如下。

输入:测量矩阵 Φ ,测量值 y ,初始步长 s

输出:信号 x 的 K 稀疏近似 \hat{x}

初始化:初始残差 $r_0 = y$, 支撑集 $F_0 = \emptyset$, 初始支撑集大小 $L = s$, 迭代阶段 $stage = 1$, 迭代次数 $k = 1$

1. 计算 $u = |D(r_{k-1}, \Phi)|$.
2. 预选集 $S_k = \{i : u_i \geq \alpha \max_j(u_j)\}$.
3. 得到候选集 $C_k = F_{k-1} \cup S_k$.
4. 计算 $\hat{x}_{C_k} = \Phi_{C_k}^+ y$, 从 $|\hat{x}_{C_k}|$ 中选出 L 个最大值, 将对应的索引值放入支撑集 F 中.
5. 计算残差 $r = y - \Phi_F \Phi_F^+ y$.
6. 如果 $\|r\|_2 \leq \epsilon_1$, 转步骤 7, 否则转步骤 8.
7. 如果 $\|r\|_2 \leq \epsilon_2$, 则停止迭代, 得到最后的结果 $\hat{x} = \Phi_F^+ y$, 否则转步骤 9.
8. 如果 $\|r\|_2 \geq \|r_{k-1}\|_2$, 分别更新支撑集长度 $L = L + s$ 和迭代阶段 $stage = stage + 1$, 转步骤 1; 否则更新支撑集 $F_k = F$, 更新残差 $r_k = r$, 更新迭代次数 $k = k + 1$, 转步骤 1 进行下一阶段迭代.
9. 如果 $\|r\|_2 \geq \|r_{k-1}\|_2$, 分别更新支撑集长度 $L = L + \lceil s \cdot \alpha^{stage} \rceil$ 和迭代阶段 $stage = stage + 1$, 转步骤 1; 否则更新支撑集 $F_k = F$, 更新残差 $r_k = r$, 更新迭代次数 $k = k + 1$, 转步骤 1 进行下一阶段迭代.

实际应用中,选择合适的参数对算法而言至关重要。对于 ISAMP 算法,预选阶段的阈值参数 $\alpha \in (0, 1]$ 的选取会影响到算法的性能,其仍是一个开放性问题。步长改变的条件设置为 $\|r\|_2 \leq \epsilon_1$, 停止迭代的条件设置为 $\|r\|_2 \leq \epsilon_2$, 很明显只有满足 $\epsilon_2 \ll \epsilon_1$ 时,该算法可以收敛。通常,对于无噪声信号的重构 $\epsilon_2 = 0$, 而噪声信号的重构则取值为噪声能量值。固定步长 s 的大小将影响算法的收敛速度和重构精度,较小的 s 需要更多迭代次数,但是重构精度高;较大的 s 则意味着较少的迭代次数,但是重构精度较低。我们采用指数变步长来自适应调整步长,其中参数 $\alpha \in (0, 1)$ 。随着阶段数的增加, α^{stage} 变得越来越小。ISAMP 算法在初始阶段使用大步长 s 来加速迭代,之后采用小步长来提高重构精度。

4 实验结果

以下实验均在 Windows 7 系统, MATLAB R2014a 环境中进行的。

4.1 广义 Dice 系数匹配准则的有效性

实验分别比较了使用内积准则和使用广义 Dice 系数匹配准则的 SAMP 算法的性能。实验中采用高斯稀疏信号,信号长度 $N = 256$, 稀疏度 $K = 20$, 测量值 $M = \{30, 40, 50, 60, 70, 80\}$, 测量矩阵 Φ 是 $M \times N$ 的高斯随机矩阵, 固定步长 $s = 1$, 实验重复 1000 次。图 2 中的横坐标表示测量数 M , 纵坐标表示信号重构成功率, Dice-SAMP 表示使用广义 Dice 系数匹配准则的 SAMP 算法。

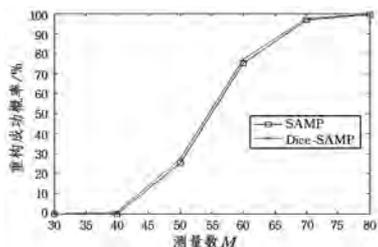


图 2 不同匹配准则的 SAMP 算法的性能比较

从图 2 中可以看出, Dice-SAMP 算法的性能优于 SAMP, 当 $M < 40$ 时, Dice-SAMP 算法已经能够正确重构信号, 而 SAMP 算法在 $M > 40$ 才开始正确重构信号; 且在信号

重构成功率达到 100% 之前, Dice-SAMP 算法的重构成功率高于 SAMP 算法, 这说明了使用广义 Dice 系数匹配准则的 SAMP 算法的性能更优。

4.2 参数 α 对信号恢复性能的影响

实验考查了参数 α 对信号重构成功率的影响。信号长度 $N = 256$, 测量值 $M = \{30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100\}$, 稀疏度 $K = 20$, 步长 $s = 1$, 参数 $\alpha = 0.5$, α 在 0.1 到 1 之间每隔 0.1 取一个值, 实验结果如图 3 所示。从图 3 可以看出, $\alpha \geq 0.5$ 时信号的重构成功概率远高于 $\alpha < 0.5$ 时的重构成功概率。其中 $\alpha \in [0.6, 0.7]$ 时的效果最好, 考虑到算法效率问题, 下面的实验中取 $\alpha = 0.6$ 。

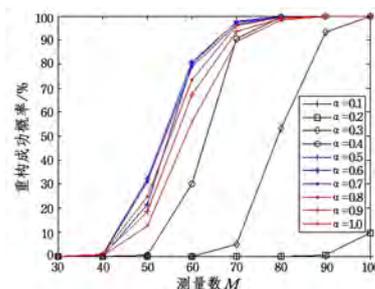


图 3 参数 α 对信号重构成功率的影响

4.3 参数 α 对信号恢复的影响

实验考查了参数 α 对信号重构成功率的影响, 取信号长度 $N = 256$, 测量值 $M = 128$, 信号稀疏度 $K = 60$, 步长 $s = 20$, 参数 α 在 0.1 到 1 之间每隔 0.1 取一个值。图 4 给出了实验结果, 可以看出信号重构成功率随着 α 的增大而减小, 当 $\alpha = 1$ 时, 相当于在算法迭代过程中采用固定步长, 此时的重构效果最差。大量实验验证了 $\alpha \in [0.3, 0.5]$ 时效果较好, 在以下实验中取 $\alpha = 0.5$ 。

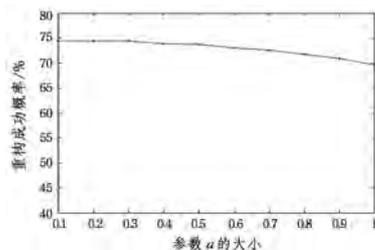


图 4 参数 α 对信号重构成功率的影响

4.4 一维信号重构结果比较

实验了比较 OMP^[7], StOMP^[9], SP^[12], SAMP^[13], LSAMP^[15] 和 ISAMP 算法在一维信号上的重构性能和重构时间。首先, 比较了算法在不同测量值下信号的正确重构概率, 取高斯信号长度 $N = 256$, 固定稀疏度 $K = 20$, 测量值 $M = \{30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100\}$, 其中 StOMP 算法中的参数 $ts = 2.5$, 图 5(a) 中步长 $s = 1$, 图 5(b) 中步长 $s = \{3, 5\}$ 。从图 5 可以看出, 随着测量数的增加, 各个算法的性能均有提升, ISAMP 算法的性能远超前 OMP, StOMP 和 SP 算法, 同时也优于 SAMP 和 LSAMP 算法。测量数 $M = 77$ 左右时, ISAMP 算法对信号的重构成功率达到了 100%, 在低测量值 $M < 40$ 时, ISAMP 算法可以正确重构信号。SAMP 和 LSAMP 算法的性能在 $s = 1$ 时基本相同, 因为无论是固定步长还是变步长, 迭代过程中支撑集 $L = L + 1$ 。ISAMP 算法的指数变步长也是同样的, 但因广义 Dice 系数匹配准则以及预选阶段的阈值选取使得 ISAMP 算法的性能得到进一步提

升。当采用大步长时,从图 5(b)可以看出,随着步长的增加,ISAMP,SAMP 和 LSAMP 算法的性能降低。因为 ISAMP 算法采用了指数变步长,所以步长变化对其性能影响较小。在步长相同时,ISAMP 算法的性能依然优于 SAMP 和 LSAMP 算法。

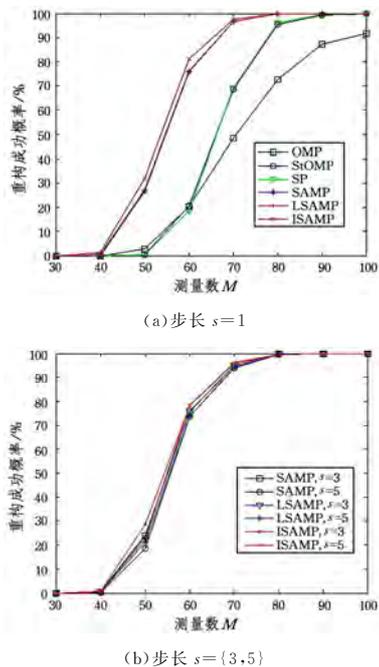


图 5 算法在不同测量值下信号正确重构的概率

接下来,比较算法在不同稀疏度下信号正确重构的概率,固定测量值 $M=128$,稀疏度 $K=\{10,20,30,40,50,60,70\}$,其他实验条件与上文相同。从图 6 可以看出,随着稀疏度的增加,各个算法的性能下降,但 ISAMP 算法的性能仍优于其他算法。当 $K=70$ 时,其他算法的重构成功率已经降为了 0,而 ISAMP 算法依然保持 30% 左右的重构成功率。由图 6(b) 可以看出,步长变化对 ISAMP 算法的影响较小,在步长相同时,ISAMP 算法的性能仍然是较优的。

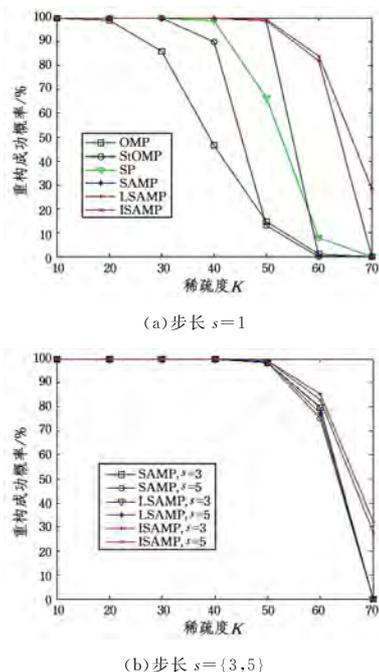


图 6 算法在不同稀疏度下信号正确重构的概率

最后,图 7 比较了 SAMP,LSAMP 和 ISAMP 算法的平均重构时间,步长 $s=3$,其他实验条件同上。图 7 中横坐标表示稀疏度 K ,纵坐标表示平均重构时间。从图 7 可以看出,随着稀疏度 K 的增加,各个算法的重构时间变长。在相同稀疏度下,ISAMP 算法重构信号所用时间最少,LSAMP 算法消耗的时间最多,且随着稀疏度的增加,这种增大趋势越来越明显。相比于 SAMP 算法,LSAMP 采用了变步长的思想,因而在选用大步长时,消耗的时间较多。ISAMP 算法在预选阶段采用阈值法,避免了过多原子的选择,节省了大量的时间,因而所耗时间是最少的。

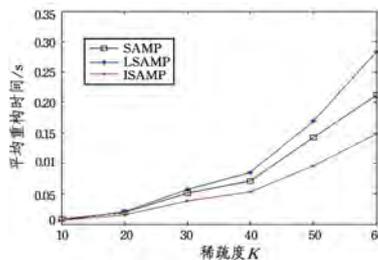


图 7 算法在不同稀疏度下的平均重构时间

4.5 二维信号重构结果的比较

为了验证算法的实用性,采用大小为 256×256 的 Lena 和 Barbara 灰度图像。为了使图像信号变得足够稀疏,选择小波变换系数作为稀疏基,测量矩阵采用高斯随机矩阵。其中 SAMP,LSAMP 和 ISAMP 算法的步长都取 30,ISAMP 算法的参数 $\alpha=0.5$ 。实验分别在测试图像压缩比 M/N 为 0.3,0.2,0.1 时,利用 OMP,SP,SAMP,LSAMP 和 ISAMP 算法进行重建。图 8 给出了不同算法对 Lena 图像在 $M/N=0.3$ 时的重建结果。从图 8 可以看出,在压缩比为 0.3 时,ISAMP 算法的重构质量优于 OMP 和 SP 算法,经 ISAMP 算法重建的图像细节保留较好,有较好的视觉效果。SAMP 和 LSAMP 算法重建后的图像也有较好的视觉效果,但与 ISAMP 算法在直观上不好分辨。

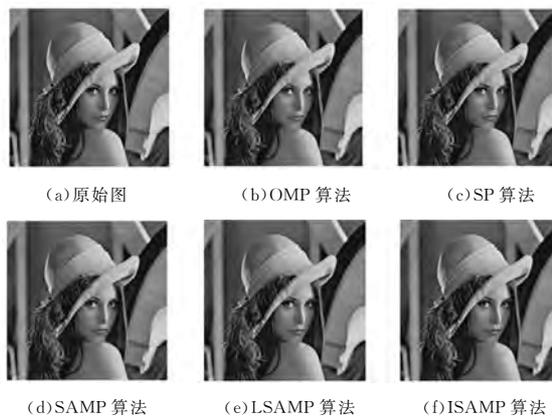


图 8 不同算法对 Lena 图像的重建结果($M/N=0.3$)

为了进一步比较各算法对图像的重建性能,表 1 给出了各算法对 Lena,Barbara 图像在不同压缩比下重建后的峰值信噪比 PSNR 和重构时间 t 。从表 1 可以看出,随着压缩比的增大,ISAMP 算法重构图像的 PSNR 越来越高。在相同压缩比下,ISAMP 算法的峰值信噪比高于 OMP,SP,SAMP 和 LSAMP 算法,说明了 ISAMP 算法提升了图像的重构质

量。对于 Lena 图像,压缩比为 0.3 时,ISAMP 算法的 PSNR 是 30.55 dB;压缩比为 0.1 时,PSNR 值降至 29.21 dB,下降的程度较小。对于纹理信息丰富的 Barbara 图像,各算法的

重构质量整体上都大幅下降,压缩比为 0.3 时,ISAMP 算法的 PSNR 只有 25.54 dB,但仍高于其他 4 种算法。因此,ISAMP 算法重构图像的质量优于其他同类算法。

表 1 不同压缩比下各算法重构图像的 PSNR 和重构时间 t

图像	算法	压缩比 $M/N=0.3$		压缩比 $M/N=0.2$		压缩比 $M/N=0.1$	
		PSNR/dB	t/s	PSNR/dB	t/s	PSNR/dB	t/s
Lena	OMP	27.98	4.32	27.22	1.96	26.90	0.53
	SP	29.54	1.26	28.22	0.76	27.70	0.24
	SAMP	30.38	2.52	29.55	1.75	28.69	0.72
	LSAMP	30.46	3.14	29.61	1.84	28.82	0.74
	ISAMP	30.55	2.01	29.67	1.68	29.21	0.53
Barbara	OMP	21.92	5.02	21.76	2.16	21.49	0.52
	SP	23.35	0.96	22.92	0.49	22.74	0.23
	SAMP	25.36	2.81	24.49	1.99	23.83	0.73
	LSAMP	25.41	3.23	24.54	2.05	23.88	0.78
	ISAMP	25.54	2.69	24.72	1.82	24.03	0.61

由表 1 观察图像的重构时间,对于相同图像,随着压缩比的增大,重构时间不断增加。当压缩比相同时,ISAMP 算法的重构时间是最短的,且随着压缩比的增大,其对于重构时间的缩短逐渐明显。综上所述,ISAMP 算法对二维图像也具有较优的重构质量和重构效率。

结束语 结合 SWOMP 算法的弱选择思想和 SP 算法的回溯思想,以及针对内积准则选取最佳原子和固定步长所带来的精度不足的问题,提出了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法(ISAMP),提出的算法不仅在 SAMP 算法的基础上提高了重构精度,也解决了 SAMP 算法重构时间较长的问题。实验表明,ISAMP 算法对于稀疏的一维信号和二维信号均能实现较好的重建,且重构质量和重构效率也优于同类算法。

参考文献

- [1] DONOH D L. Compressed Sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] BARANIUK R G. Compressive Sensing [Lecture Notes] [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [3] ZHAO R, WANG Q, SHEN Y, et al. Multi atom tensor orthogonal matching pursuit algorithm for compressive-sensing-based hyper spectral image reconstruction [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(4): 045002.
- [4] 刘功亮, 康文静. 基于压缩感知的水下稀疏传感网信息获取技术 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2): 253-260.
- [5] JIN K H, LEE D, YE J C. A general framework for compressed sensing and parallel MRI using annihilating filter based low-rank Hankel matrix [J]. Mathematics, 2016, 2(4): 480-495.
- [6] 石光明, 刘丹化, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究发展 [J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1070-1081.
- [7] TROPP J, GILBERT A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [8] NEEDELL D, VERSHYNI R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 4(2): 310-316.
- [9] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, 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.
- [10] BLUMENSAT T, DAVIES M E. Stagewise Weak Gradient Pursuits [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(11): 4333-4346.
- [11] NEEDEL D, TROPP J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and in-accurate samples [J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2008, 26(3): 301-321.
- [12] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace Pursuit for compressive sensing signal reconstruction [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [13] DO T T, LU G, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C] // Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2008. IEEE, 2008: 581-587.
- [14] 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.
- [15] 毕学霞, 尚振宏, 强振平, 等. 一种基于变步长的稀疏度自适应匹配追踪算法 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(9): 2116-2121.
- [16] CHEN S B, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2001, 43(1): 129-159.
- [17] LI Y, DING S, LI Z, et al. Non-negative dictionary-learning algorithm for the analysis model based on L1 norm [C] // International Congress on Advanced Applied Informatics. 2015: 495-499.
- [18] 张宇, 刘雨东, 计钊. 向量相似度测度方法 [J]. 声学技术, 2009, 28(4): 532-536.