

doi: 10.7690/bgzd.2018.11.011

基于 Dice 系数准则的前向预测贪婪回溯算法

于金冬¹, 芮国胜², 于志军¹, 田文彪², 梁佐堂³

(1. 海军航空大学航空保障专业兵训练基地教研部, 山东 青岛 266109;

2. 海军航空大学信息与信号处理山东省重点实验室, 山东 烟台 264001;

3. 海军航空大学研究生管理大队, 山东 烟台 264001)

摘要: 为了提高贪婪回溯算法的重构质量, 从改进支撑集原子选择方式的角度出发, 提出一种前向预测贪婪回溯算法。采用 Dice 系数准则作为相关性度量准则, 利用前向预测方法, 自适应选择出每次迭代所引入的最佳原子数目, 最终回溯剔除冗余原子, 确定最优支撑集, 完成信号重构。实验结果表明: 该算法保留了贪婪回溯类算法运算速度快、鲁棒性好的优点, 实现了支撑集原子的优化选择。算法在提高重构精度的同时, 重构成功率也有所提高。

关键词: 压缩感知; 支撑集; 前向预测; Dice 系数; 贪婪回溯

中图分类号: TP31 **文献标志码:** A

Forward Prediction Greedy Backtracking Algorithm Based on Dice Coefficient Criteria

Yu Jindong¹, Rui Guosheng², Yu Zhijun¹, Tian Wenbiao², Liang Zuotang³

(1. Training Base, Navy Aeronautical University, Qingdao 266109, China;

2. Shandong Provincial Key Laboratory of Information & Signal Processing, Navy Aeronautical University, Yantai 264001, China;

3. Administrant Brigade of Postgraduate, Navy Aeronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to improve the reconstruction quality of greedy backtracking algorithm, a forward predictive greedy backtracking algorithm is proposed based on improving the atomic selection mode of support set. Firstly, the Dice coefficient criterion is used to measure the correlation. Then, the forward prediction method is used to select the optimal atomic number introduced by each iteration. Finally, the redundant atoms are deduced to determine the optimal support set and complete the signal reconstruction. Experiments result show that the algorithm preserves the advantages of high efficiency of greedy backtracking algorithm, high robust, and realizes the optimal selection of support set atom. The algorithm can improve the reconstruction precision and success rate.

Keywords: compressed sensing; support set; forward prediction; Dice coefficient; greedy backtracking

0 引言

传统的奈奎斯特采样定理指出, 为避免信号失真和频谱重叠, 采样频率必须高于信号最高频率的 2 倍。然而, 随着信号带宽的不断增加, 给采样频率、存储空间和传输速度带来了新的挑战。近年来, 由 Candès、Donoho 和 Tao 等提出的压缩感知 (compressed sensing, CS) 理论, 为解决该问题提供了新的思路。它充分利用信号的稀疏性或可压缩性, 能够同时完成采样和压缩, 极大降低了信息存储、处理和传输的成本^[1-2]; 因此, 该理论一经提出, 便被广泛应用于传感器网络、遥感图像处理、医学图像采样等各个领域。

CS 理论的重点是如何设计高效的信号重构算法, 使其兼顾重构质量和运行效率。目前, 现有的

重构算法主要分为凸优化算法、组合算法和贪婪迭代算法 3 类。其中, 贪婪算法以其简便高效的优点, 受到越来越多的关注。典型的贪婪算法有匹配追踪 (matching pursuit, MP)^[3]、正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP)^[4]、正则化正交匹配追踪 (regularized orthogonal matching pursuit, ROMP)^[5]、分段正交匹配追踪 (stagewise orthogonal matching pursuit, StOMP)^[6]等, 这一类算法的特点是将感知矩阵与残差值作内积运算, 并以此作为相关性强弱的依据, 挑选最为匹配的原子扩充支撑集, 其重构速度快, 有较好的重构效果, 但是原子一旦被选入支撑集, 将一直保留至迭代过程结束, 对错选的原子缺少重判和删除功能, 影响了支撑集的准确性, 且相关性判据有待改进。为此, 出现了子空间追踪 (subspace pursuit, SP)^[7]和压缩采样匹配追踪

收稿日期: 2018-09-25; 修回日期: 2018-10-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41606117); 国家自然科学基金资助项目 (41476089); 国家自然科学基金资助项目 (61671016)。

作者简介: 于金冬 (1993—), 男, 山东人, 硕士, 从事压缩感知、蒸发波导太势获取研究。

(compressive sampling matching pursuit, CoSaMP)^[8]等贪婪回溯算法。这一类算法引入了筛选回退的思想，每次迭代中固定地选择多个原子，能够对冗余原子进行修剪和删除，保证了重构质量，提高了重构速度和鲁棒性；但是，由于在支撑集选择上缺乏灵活性和针对性，使重构效果受到一定约束。

可见，支撑集的精选和优化是精确重构的前提。如何确定最优支撑集，是提高贪婪重构算法性能的关键。近几年，学者们对支撑集的优化选择也进行了一些研究。张晓伟等从块矩阵的逆矩阵定义出发，推出每次迭代支撑集所对应重构误差的 L-2 范数闭合表达式，采用迭代算法得到了稀疏信号的真实支撑集，提出了 SWCoSaMP 算法^[9]；田金鹏等提出的 DCSRSP 算法，采用分阶段迭代方式，逐阶段递减候选集，同时在迭代中引入正则化约束条件选择新的候选原子，以更高概率得到真实支撑集完成重构^[10]；刘学文等提出的 IFOMP 算法，运用统计学方法，通过研究相邻两次迭代之间相关系数的关系，高概率预测下一次迭代中选入支撑集的原子^[11]。上述算法均改进了支撑集的获取方式，提高了重构效果，但是过程较为复杂，且在支撑集原子的准确度上仍有提升空间。

为精细挑选出构成支撑集的原子，保证信号的重构质量，笔者以贪婪回溯算法为框架，利用前向预测方法，自适应地选择出每次迭代所引入的最佳原子数目，同时，用 Dice 系数准则代替传统的内积准则，作为相关性度量准则，提出了一种前向预测贪婪回溯 (forward prediction greedy backtracking, FPGGB) 算法。新算法保留了贪婪回溯类算法运算速度快、鲁棒性好的优点，进一步强化了相关性度量标准，实现了支撑集原子的优化选择，有效提高了重构性能。

1 CS 理论

假设 $N \times 1$ 维信号 x ，在一组正交基 Ψ 上可表示为稀疏信号，即

$$x = \sum_{i=1}^N \alpha_i \Psi_i \quad \text{或者} \quad x = \Psi \alpha. \quad (1)$$

其中： $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$ 是 $N \times N$ 维稀疏矩阵； $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$ 是 $N \times 1$ 维稀疏变换信号，且只有 $K (K \ll N)$ 个非零元素。

观测过程是指将信号 x 投影到一个与稀疏矩阵 Ψ 不相关的观测矩阵 Φ 上，即

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

其中： Φ 是 $M \times N$ 维观测矩阵； y 是 $M \times 1$ 维观测信号。将式(1)代入式(2)得：

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha = \Theta \alpha. \quad (3)$$

其中 $\Theta = \Phi \Psi$ 是 $M \times N$ 维的传感矩阵。

信号的重构是利用 M 维观测信号 y 无失真地恢复出 N 维原始信号 x 的过程。由于 x 是 K 稀疏的，因此可转化成最小 l_0 范数问题来求解，即

$$\min \|x\|_0 \quad \text{s.t.} \quad y = \Phi x. \quad (4)$$

由于观测维数 M 远小于信号维数 N ，因此式(4)所描述的最小 l_0 范数优化问题是一个 NP-hard 难题，数值计算复杂度高，而且极不稳定。文献[12]指出，可以将该问题转化为求解一个更简单的 l_1 范数优化问题来解决，即

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s.t.} \quad y = \Phi x. \quad (5)$$

若要完成精确重构，观测矩阵 Φ 必须满足有限等距约束特性^[13] (restricted isometry principle, RIP):

$$(1 - \delta_K) \|x\|_2 \leq \|\Phi x\|_2 \leq (1 + \delta_K) \|x\|_2. \quad (6)$$

其中， $\delta_K \in (0, 1)$ ，是使式(6)成立的最小值，称为 RIP 常数。 δ_K 具备单调性，对任意 $K \leq K'$ ，有 $\delta_K \leq \delta_{K'}$ 。若观测数 M 满足式(7)，观测矩阵将高概率满足 RIP 特性。

$$M = cK \log(N/K) \ll N. \quad (7)$$

2 贪婪回溯算法分析

贪婪回溯算法是在 OMP 的基础上，引入回溯思想，每次迭代同时选出多个待重构信号的构成元素，并作筛选剔除，以逼近信号的真实支撑，完成信号重构，主要包括原子识别、支撑集更新和残差计算 3 个步骤。

原子识别：通过某种相关性准则，度量感知矩阵与残差值的相关性 sim ，挑选出相关性最强的多个原子，将其对应的索引加入候选支撑集。

支撑集更新：利用最小二乘法，计算重构信号 \hat{x} ，剔除冗余原子，挑选其中最大的 K 个元素所对应的索引，更新真实支撑集。

残差计算：利用公式 $r = y - \Phi \hat{x}$ ，计算更新后的残差，反复迭代，直至满足迭代停止条件。

贪婪回溯算法的优势在于重构速度快、鲁棒性强，对稀疏度和采样率要求较为宽松，是一种应用

价值高的重构算法^[14]。一旦在原子识别阶段无法挑选出正确的原子，或是所选原子不能很好的表达原始信号特征，都将影响真实支撑集的确立，最终导致重构失败。具体来说，可能存在以下 2 类问题。

信号遮盖问题：幅度相对较小的信号分量被遮盖住，在重构信号中缺失。

信号虚假问题：幅度相对较大的信号分量产生分裂，出现“虚假”部分。

为更加直观形象地说明信号遮盖和虚假问题，笔者以 SP 算法为例，对稀疏度 $K=10$ ，长度 $N=256$ ，幅度在 $[-4,+4]$ 之间的 1 维随机信号进行重构实验，其效果如图 1 所示。

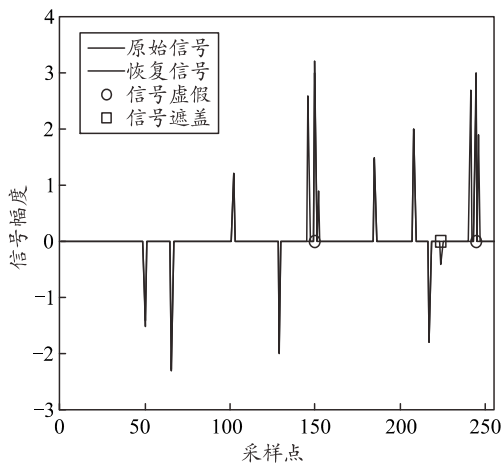


图 1 信号遮盖和虚假示意图

这是由此类算法“回溯”的特点所决定的^[15]：

- 1) 每次回溯过程都将保留强信号分量，理论上强信号分量的残差投影是低于弱信号分量的，但是由于强信号分量的幅度值较大，导致其残差投影反而强于弱信号分量，从而出现“信号遮盖”现象；
- 2) 由于稀疏基通常都是参数空间的均匀离散格点，利用预设稀疏基进行重构时将不可避免地造成信号在格点间的能量耗散，且信号幅度越大，能量越强，能量耗散就越严重，从而出现“信号虚假”现象。

因此，提高支撑集原子的准确度，保证选入支撑集的原子能够正确表达出原始信号的特征，是改善贪婪回溯算法重构性能的关键。

3 FPGB 算法

笔者提出的 FPGB 算法，将 Dice 系数准则作为相关性度量准则，利用前向预测方法，自适应地选择出每次迭代所引入的最佳原子数目，最终进行回溯，剔除冗余原子，确定最优支撑集，完成信号重

构。由于算法保留了回溯过程，因此，在提高重构精度的同时，也兼顾了重构速度。

3.1 Dice 系数准则

常用的贪婪算法通常使用内积准则来度量感知矩阵原子和残差值之间的相关性强弱。假设 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 是任意 2 个向量，其中 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ， $\mathbf{y}=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ ，则内积准则的定义如式(8)所示。

$$\cos(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle}{\|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{y}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (8)$$

可以看出：内积准则本质上是通过计算感知矩阵和残差值的夹角余弦值来实现，其绝对值越大，表明残差值和挑选出的原子越相关。内积准则的劣势在于，原始信号的部分信息会在匹配过程中丢失；因此，需要寻找一种更好的“代理”标准，用以挑选出与残差值最为匹配的原子。

这里引入 Dice 系数准则，其定义如下式所示：

$$\text{Dice}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{2 \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2} \quad (9)$$

对比式(8)和式(9)发现：内积准则的分母是 $\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}$ ，表示对 2 个向量分量的平方和求几何

平均值；Dice 系数准则的分母是 $(\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2) / 2$ ，

表示对 2 个向量分量的平方和求算术平均值。由平均值理论可知：一般来说，几何平均值侧重于表现样本总体的平均变化趋势，而算术平均值则代表样本个体期望的无偏估计，所以算术平均值更有利于保留信号的完整信息，避免了部分信息丢失的问题；因此，Dice 系数准则比内积准则更有利于挑选出最佳匹配原子，体现了残差信号中各个元素对原子选取的重要作用。

对应于文中算法，在度量感知矩阵和残差值的相关性时，可用下式来表示：

$$\text{sim}(\Phi, \mathbf{r}) = D(\Phi, \mathbf{r}) \quad (10)$$

3.2 算法步骤

算法的流程如图 2 所示。

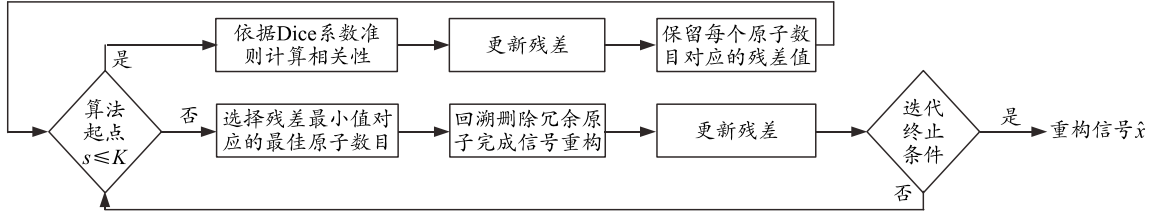


图 2 算法流程

可以看出：FPGB 以贪婪回溯算法为基本框架，但是与传统的 SP/CoSaMP 有着明显区别，主要在于生成支撑集原子的方式不同。SP/CoSaMP 每次迭代通过内积准则选择相关性最大的 $K/2K$ 个原子加入候选支撑集，而 FPGB 使用 Dice 系数准则度量相关性，并采取前向预测方法，自适应选择 K_{mfinal} ($K_{\text{mfinal}} \geq K$) 个残差最小的原子加入候选支撑集，减少了支撑集扩充的盲目性，降低了错选原子的概率。详细步骤如下。

输入：观测矩阵 Φ ，观测向量 \mathbf{y} ，稀疏度 K ；

输出： K 稀疏重构信号 $\hat{\mathbf{x}}$ ；

初始化：迭代次数 $n=1$ ，重构信号初始值 $\hat{\mathbf{x}}_0=0$ ，残差 $\mathbf{r}_0=\mathbf{y}$ ，支撑集 $\Omega=\emptyset$ ，残差集合 $R=\emptyset$ ，自适应因子 $s=0$ 。

1) 前向预测选择最佳原子数目 K_m 。

① 令 $K_m=K+s$ ，利用式(10)计算感知矩阵和残差值的相关性 sim ，即 $\text{sim}(\Phi, \mathbf{r}_s) = D(\Phi, \mathbf{r}_s)$ 。

② 令 $\Omega = \max(|D|, K_m)$ ，利用最小二乘法计算 $\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{y} - \Phi_{\Omega} \mathbf{x}\|_2$ 。

③ 递增自适应因子 $s=s+1$ ，计算当前残差值 $\mathbf{r}_s = \mathbf{y} - \Phi_{\Omega} \hat{\mathbf{x}}$ ，并放入残差集合 $R(s)=\|\mathbf{r}_s\|_2$ 中。

④ 反复循环，直至满足停止条件 $s > K$ ，选中残差集合的最小值 $\min R(s)$ ，该值所对应的 K_{mfinal} ，即为每次迭代所引入支撑集的最佳原子数目，转入 2)。

2) 回溯删除冗余原子，重构信号。

① 令 $\Omega = \max(|D|, K_{\text{mfinal}})$ ，利用最小二乘法计算 $\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{y} - \Phi_{\Omega} \mathbf{x}\|_2$ 。

② 选择 $\hat{\mathbf{x}}$ 中最大的 K 个元素所对应的索引来更新支撑集 Ω_{final} ，并更新残差余量 $\mathbf{r}_n = \mathbf{y} - \Phi_{\Omega_{\text{final}}} \hat{\mathbf{x}}$ 。

3) 迭代终止条件。

① 递增迭代次数 $n=n+1$ ，反复循环 1) 和 2)，直至满足迭代终止条件 $\|\mathbf{r}_n\|_2 > \|\mathbf{r}_{n-1}\|_2$ ，输出 K 稀疏重构信号 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

其中： Φ_{Ω} 表示以 Ω 为索引的 Φ 中各列构成的子矩阵；函数 $\max(|D|, K_m)$ 旨在返回一个由前 K_m 个最大的向量 $|D|$ 对应的下标所组成的下标集。

3.3 算法可行性分析

1) 利用前向预测方法，自适应在 $[K, 2K]$ 之间选择了使得残差值最小的最佳原子数目 K_{mfinal} 。相比于 SP/CoSaMP 算法单纯选择 $K=2K$ 个原子的做法，该步骤提高了原子选取的准确度和灵活性，保证了所选原子能够正确表达出原始信号的相关特征，尽可能避免了信号的遮盖和虚假现象。

2) 将最佳的 K_{mfinal} 个原子加入支撑集后，再进行回溯删除，保留幅值最大的 K 个原子，完成信号重构。本质上是一种回溯类方法，提高了算法的抗噪声性能。

3) 通过对比前后两次残差值的大小，判断是否停止迭代。这是因为每进行一次迭代，最优的 K_{mfinal} 个原子将引入并优化支撑集，残差值是不断减小的，而一旦满足 $\|\mathbf{r}_n\|_2 > \|\mathbf{r}_{n-1}\|_2$ ，说明此时支撑集中已经引入了错误的原子，因此应当退出迭代，输出重构信号。

此外，算法整体上均采用 Dice 系数准则度量感知矩阵原子与残差值的相关性，较传统的内积准则更具合理性和可靠性。

4 实验结果及分析

为了验证 FPGB 算法的有效性和可靠性，下面进行仿真实验验证。主要分为 Dice 系数准则的可信性验证、1 维信号重构实验和 2 维信号重构实验 3 个部分。为降低随机因素的影响，所有数据都是经过 1 000 次蒙特卡罗仿真后求得的平均值。

4.1 Dice 系数准则可信性验证

分别使用内积准则和 Dice 系数准则度量观测矩阵原子和残差信号的相关性，以便挑选最为匹配的原子。随机生成稀疏度 $K=10$ ，长度 $N=256$ 的 1 维信号作为测试信号，令观测数目 $M=50$ ，创建 $M \times N$ 维高斯随机矩阵作为观测矩阵。首先比较在

2 种准则下，残差值随着迭代次数的变化情况，结果如图 3 所示。

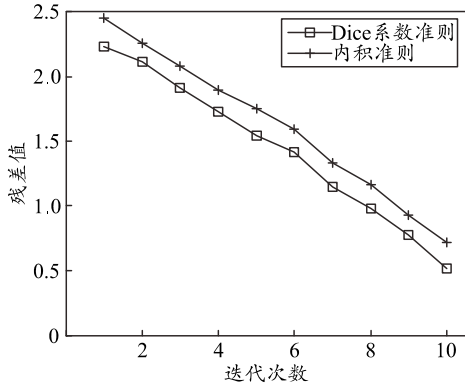


图 3 残差值随迭代次数变化情况

由图可以看出：随着迭代次数增加，残差值逐渐减小。同等条件下，Dice 系数准则的残差值比内积准则降低约 0.2，充分说明 Dice 系数准则不仅更有利于挑选最佳匹配原子，降低错选原子的概率，而且能够加速完成迭代逼近，提高重构效率，是一种更加合理可信的相关性度量准则。

4.2 1 维信号重构实验

本节验证 FPGB 算法对 1 维稀疏信号的重构性能。将其与经典的贪婪算法 OMP、SP 和 CoSaMP 进行对比分析。选取随机生成的长度 $N = 512$ 的 1 维稀疏信号作为测试信号，观测数取 $M = cK \log(N / K)$ (c 取 2.4)，生成 $M \times N$ 维高斯随机矩阵作为观测矩阵。

首先比较几种算法的重构时间，令稀疏比从 0.05 变化至 0.25，结果如图 4 所示。

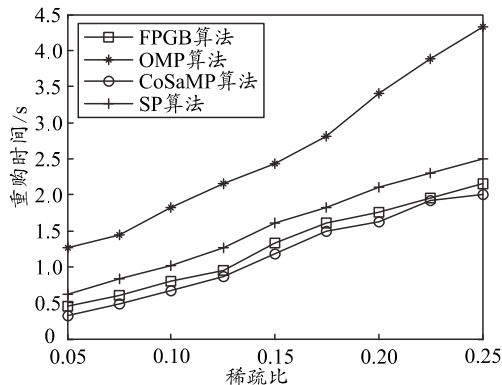


图 4 重构时间比较

由图可以看出：FPGB 算法的重构时间介于 CoSaMP 和 SP 算法之间，远低于 OMP 算法。这是由算法的特点所决定的：OMP 算法每次迭代只选出一个最为匹配的原子，因此随着稀疏比的增加，重构时间远远长于其他 3 种算法；CoSaMP 算法、FPGB

算法、SP 算法每次迭代分别选择 $2K$ 、 $K_{\text{mfinal}} \in [K, 2K]$ 、 K 个原子，因此重构时间依次增加。此外，FPGB 算法仅比 CoSaMP 算法慢约 0.2 s，基本可以满足同等要求，说明 FPGB 算法在提高重构精度的同时，并没有带来更多的计算量。

重构成功率随着稀疏比和压缩比的变化规律如图 5 和图 6 所示。通常认为，如果重构信噪比 SNR 大于 40 dB，则重构成功，即

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{\|x\|_2}{\|x - \hat{x}\|_2} > 40 \text{ dB} \quad (11)$$

重构成功率可以表示为：

$$\text{重构成功率} = \frac{\text{信号重构成功次数}}{\text{实验次数}} \quad (12)$$

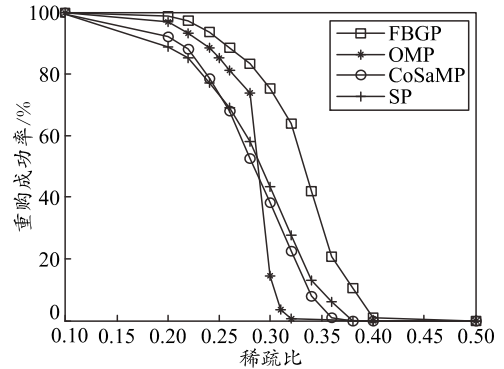


图 5 重构成功率随稀疏比变化曲线

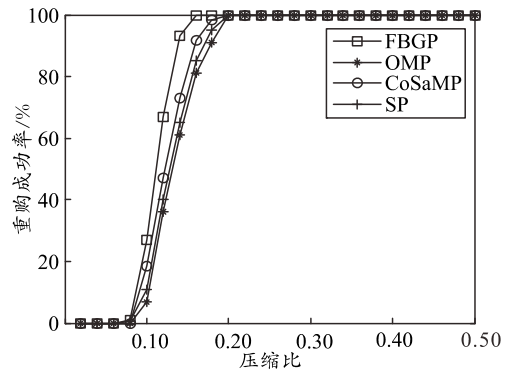


图 6 重构成功率随压缩比变化曲线

由图 5 可知：FBGP 算法的重构成功率最高，SP 和 CoSaMP 算法基本相同，在稀疏比低于 0.3 时低于 OMP 算法，在稀疏比高于 0.3 时，高于 OMP 算法，其中 OMP 算法的下降趋势最为明显。特别是当稀疏比小于 0.25 时，FBGP 算法的重构成功率基本稳定在 96% 以上，当稀疏比提高到 [0.25, 0.4] 之间时，FBGP 算法的优势更加突出。

由图 6 可以看出：同等压缩比条件下，FPGB 算法的重构成功率最高，当压缩比达到 0.12 时，FPGB 算法就已经能够高概率完成信号重构，远远

优于其他算法。此外, 相比于其他算法, FPGB 算法能以最少的观测数目, 实现同样的重构成功率, 极大提升了运行效率。

4.3 2 维图像重构实验

为充分验证 FPGB 算法的有效性和可靠性, 笔者对标准图像库中几幅典型的 256×256 图像进行测试分析。具体过程如下: 首先利用 sym8 小波对图像进行稀疏化处理, 然后选取高斯随机矩阵作为观测矩阵, 最后采用 FPGB 算法对图像进行恢复重构。

通常使用峰值信噪比 (peak signal to noise

ratio, PSNR) 来衡量图像重建质量, 用相对误差 σ 来衡量图像重建精度, 其表达式如式(13)和式(14)所示。在压缩比为 0.5 时, 对 Lena、Boat、Baboon 和 Zelda 4 幅图像进行恢复, 通过计算 2 个参数的数值, 定量比较 3 种算法的重构性能。实验结果如表 1 所示。

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{MN \max_{m,n} (x(m,n))^2}{\sum_{m,n} (x(m,n) - \hat{x}(m,n))^2} \right); \quad (13)$$

$$\sigma = \left| \frac{\hat{x} - x}{x} \right| \times 100\%。 \quad (14)$$

表 1 算法重构性能比较

图像	FPGB		SP		OMP	
	PSNR/dB	σ /%	PSNR/dB	σ /%	PSNR/dB	σ /%
Lena	29.786 2	6.77	28.565 4	7.02	27.213 0	7.35
Boat	29.703 4	6.82	28.521 8	7.13	27.107 5	7.39
Baboon	29.655 5	6.96	28.509 9	7.15	27.086 3	7.42
Zelda	29.648 0	6.96	28.508 2	7.16	27.084 0	7.44

由表中数据可以看出: 在同等条件下, FPGB 算法对图像的重构质量优于 SP 算法和 OMP 算法, PSNR 分别高约 1.2 和 2.5 dB, 重构误差分别低约 0.25% 和 0.50%。

图 7 以 Lena 图像为例, 直观展示了压缩比为 0.5 时, FPGB 算法、OMP 算法和 SP 算法的恢复效果。

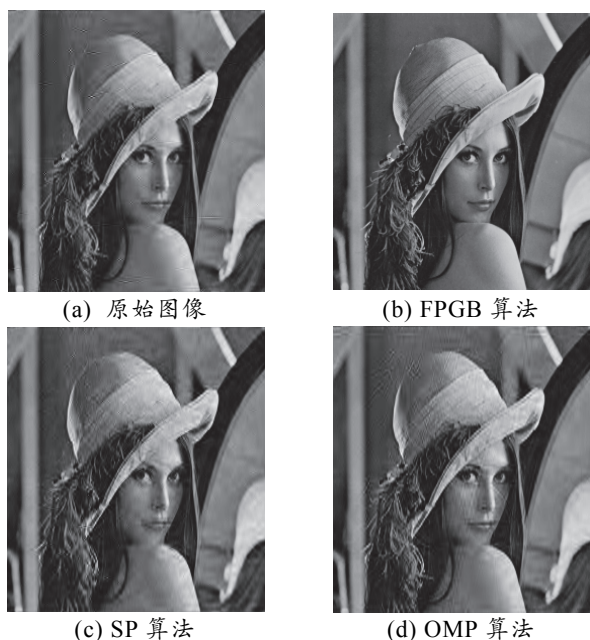


图 7 各类算法恢复效果对比

通过对比可以看出: FPGB 算法恢复的图像细节信息清晰, 视觉上与原始图像几乎无差别, 明显优于 SP 和 OMP 算法, 充分表明了 FPGB 算法在支

撑集优化和重构质量提升方面的突出优势。

5 结束语

笔者提出的 FPGB 算法, 将 Dice 系数准则作为相关性度量准则, 利用前向预测方法, 自适应地选择出每次迭代所引入的最佳原子数目, 最终回溯剔除冗余原子, 确定最优支撑集, 完成信号重构。新算法保留了贪婪回溯类算法运算速度快、鲁棒性好的优点, 实现了支撑集原子的优化选择, 减少了支撑集扩充的盲目性和错选原子的概率。实验结果表明: 同等条件下, 新算法在提高重构精度的同时, 兼顾了运行时间, 重构成功率也大幅提高。

参考文献

- [1] CANDÉS E. Proceedings of the international congress of mathematicians[C]. Madrid, Spain, 2006: 1433-1452.
- [2] DONOHO D. Compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [3] MALLAT S, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [4] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [5] NEEDLELL D, VERSHYNIN D. Uniform Uncertainty Principle and Signal Recovery via Regularized Orthogonal Matching Pursuit[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(3): 317-334.

部在保证具有较大开孔直径的前提条件下, 具有较高的侵彻深度。由图 10 可得: 锥角在 $100^{\circ}\sim 110^{\circ}$ 时, 前级聚能杆式侵彻体能够较好的满足这一要求。同时, 结合图 8 和图 9 可以发现: 在锥角为 $100^{\circ}\sim 110^{\circ}$ 时, JPC 在具有优越侵彻性能的同时也具有良好的连续性和稳定性。

3 结束语

笔者运用 AUTODYN 软件, 对 JPC 侵彻均质靶板进行了数值模拟, 研究分析了药型罩锥角对 JPC 成型性能的影响规律, 得到了以下结论:

1) 通过数值模拟, 分析了药型罩锥角对 JPC 成型参数的影响, 得到药型罩锥角对同一时刻、同一炸高条件下 JPC 成型参数的影响规律。研究结果表明: 锥角为 90° 时, 在大炸高条件下, JPC 出现明显断裂, 随着锥度数的增加, JPC 头部速度和长径比呈减小趋势, 尾部速度呈增大趋势, JPC 的连续性和稳定性是明显的。

2) 为了满足现代战场的需求, JPC 应具有良好的连续性、稳定性以及侵彻性。通过仿真分析可得: 药型罩锥角在 $100^{\circ}\sim 110^{\circ}$ 时, JPC 具有优越的侵彻性能, 并具有良好的连续性和稳定性。这一结论为聚能杆式射流战斗部的设计及应用提供了参考。

(上接第 59 页)

- [6] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORO O, et al. Sparse Solution of Underdetermined Linear Equations by Stagewise Orthogonal Matching Pursuit[R]. Technique Report, 2006.
- [7] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [8] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Communications of the ACM, 2010, 53(12): 93-100.
- [9] 张晓伟, 李明, 左磊. 基于 SWCoSaMP 算法的稀疏信号重构[J]. 信号处理, 2012, 28(6): 886-893.
- [10] 田金鹏, 刘小娟, 郑国莘. 递减候选集正则化子空间追踪算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(2): 287-292.

参考文献:

- [1] 尹建平, 王志军. 弹药学[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014: 132-139.
- [2] DANIELS A S, BAKER E L, VUONG T H, et al. Selectable Initiation Shaped Charges[C]. the 20th International Symposium on Ballistics. Florida: NDIA, 2002: 23-27.
- [3] 杨亚东, 陈智刚. 起爆方式对杆式射流形成影响的数值模拟研究[J]. 火箭与制导学报, 2008, 28(5): 89-91, 98.
- [4] 吴有龙, 李伟兵, 王晓鸣, 等. 壳体厚度对聚能杆式侵彻体成型的影响[J]. 火工品, 2010, 32(2): 29-31.
- [5] 朱亮, 李慧子, 王晓鸣, 等. 炸药材料性能参数对 JPC 成型的影响[J]. 四川兵工学报, 2011, 32(3): 13-16.
- [6] 吴晗玲, 段卓平, 汪永庆. 杆式射流形成的数值模拟研究[J]. 爆炸与冲击, 2006, 26(4): 328-332.
- [7] 陈威, 李吉峰, 朱磊. 药型罩锥角对有利炸高影响的数值分析[J]. 火箭与制导学报, 2010, 31(6): 98-99, 107.
- [8] 门建兵, 蒋建伟, 王树有. 爆炸冲击数值模拟技术基础[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2015: 115-122.
- [9] 崔军, 徐峰, 李向荣. 聚能射流对靶板侵彻的数值仿真[J]. 兵工自动化, 2010, 29(1): 24-26.
- [10] 黄正祥. 聚能装药理论与实践[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014: 379-380.
- [11] 宋梅利, 李伟兵, 王晓鸣, 等. 药型罩材料影响 EFP 成型的数值计算研究[J]. 火工品, 2009, 31(4): 16-19.
- [12] 李阳, 张国伟, 马建, 等. 药型罩锥角对某单兵制导破甲战斗部威力的影响研究[J]. 机电技术, 2013, 37(6): 72-73, 81.
- [11] 刘学文, 肖嵩, 王玲, 等. 迭代预测正交匹配追踪算法[J]. 信号处理, 2017, 33(2): 179-184.
- [12] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic Decomposition by Basis Pursuit[J]. Siam Review, 2001, 43(1): 129-159.
- [13] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [14] 张鹤妮, 刘哲, 郝珉慧, 等. 改进的小波变换子空间匹配追踪图像重构[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(10): 34-37.
- [15] 丁函, 王毅, 袁磊, 等. 一种新的贪婪回溯子空间追踪算法研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(10): 1-7.