

文章编号: 2096-1618(2020)04-0400-06

基于约束条件的广义正交匹配追踪 CS 雷达成像算法

夏朝禹^{1,2}, 高瑜翔^{1,2}, 谢建峰^{1,2}, 楚春阳^{1,2}

(1. 成都信息工程大学通信工程学院, 四川 成都 610225; 2. 气象信息与信号处理四川省高校重点实验室, 四川 成都 610225)

摘要: 强高斯噪声破坏了成像区域的稀疏性, 造成传统压缩感知(CS)雷达 B-scan 像中出现若干虚假目标。针对以上问题提出一种基于约束条件的广义正交匹配追踪(C-gOMP)改进算法, 可以显著提高 CS 雷达在强高斯杂波背景下的成像性能。首先, 该算法将回波数据进行贪婪迭代; 然后, 使用代价函数对迭代后的系数施加更深层次的约束以保证整个函数的收敛性, 即在重构过程中针对高斯分量进行抑制。仿真结果表明, 在相同实验条件下, C-gOMP 获得的距离向分辨率为传统匹配滤波法的 2 倍。在 SNR 为 0 dB 时, 成像成功率比 gOMP 高出 20%, 得到的二维 B-scan 像的 M_{FML} 系数约为 gOMP 的 2 倍。

关键词: 雷达成像; 压缩感知; 噪声抑制; 广义正交匹配追踪

中图分类号: TN951

文献标志码: A

doi: 10.16836/j.cnki.jcuit.2020.04.006

0 引言

传统的 SAR/ISAR 雷达距离向的分辨率取决于信号带宽, 雷达数据采样受到 Nyquist 定理限制, 难以满足高采样率要求的情况。压缩感知(compressed sensing, CS)理论是一种新兴的信号压缩采样技术。该理论突破了 Nyquist 采样定理的局限性, 利用随机采样获取信号的离散样本, 然后通过非线性重构算法完美地重建信号^[1-2]。

目前学术界已提出许多著名的 CS 重构算法, 如正交匹配追踪^[3-4](orthogonal matching pursuit, OMP), 迭代硬阈值^[5](iterative hard threshold, IHT), 块稀疏分段弱正交匹配追踪^[6](block-stagewise weak OMP, BSWOMP), 稀疏贝叶斯压缩感知(sparse bayesian compressive sensing, BCS)^[7]。但在场景雷达的实际应用中, 待处理的信号都会受到强高斯噪声的干扰, 造成成像场景稀疏度剧增, 从而导致贪婪匹配追踪类算法性能下降^[8]。采用基追踪将非凸优化问题转化为凸优化问题, 从而使用线性规划(linear programming, Lp)逐渐逼近原始信号, 有利于消除高斯噪声的影响。但此方式, 需要建立大量的 Lp 方程, 不利于雷达实时成像^[9]。基于 BCS 雷达成像通过每次对噪声参数更新, 达到抑制噪声的目的, 但是, BCS 算法需要对噪声参数、先验分布因子和尺度参数进行迭代学习, 算法对硬件的要求增加^[10]。众所周知, gOMP 算法拥有性能极

佳, 复杂度较低的特点^[11]。因此, 结合 gOMP 的迭代过程, 提出了一种基于约束条件的广义正交匹配追踪(constraint gOMP, C-gOMP)重构算法更有效地减小高斯噪声对成像的影响。所提算法将输出信号最匹配的列作为支撑集, 构建稀疏逼近, 持续选择与信号残差最匹配的原子, 最后利用稀疏约束抑制高斯分量。通过仿真实验验证、分析该算法的重构性, 进一步对该算法的性能进行仿真研究。

1 Chirp 信号雷达压缩感知成像模型理论

压缩感知理论是一种寻找欠定线性系统的稀疏解的技术, 已被用于雷达成像。在实际的雷达探测中, 大多数应用场景都满足稀疏性^[12]。构建成像模型流程如下: 首先, 对成像场景离散化处理, 将成像场景看作一系列点目标的组成。然后, 根据发射信号的形式、场景中不同位置处的时间延迟和时间采样点数构造过完备字典。对目标所在区域范围进行离散化处理, 构成场景目标矩阵如下:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x(1, 1) & \cdots & x(1, M) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x(N, 1) & \cdots & x(N, M) \end{bmatrix}$$

N 表示 x 轴的网格点数, M 表示 y 轴上的网格点数。将二维反射系数矩阵串接成一维矩阵: $\mathbf{X} = [x(1, 1), \cdots, x(N, 1), \cdots, x(1, M), \cdots, x(N, M)]^T$ 构造过完备字典过程如下, 设发送的 chirp 信号为

$$Y_1(t) = \exp(2\pi(f_0 t + \frac{u}{2} t^2))$$

其中, $u = B/\tau'$, τ' 为脉冲宽度, B 为信号带宽, f_0 为 chirp 信号起始频率。假定 $R_{(m,n)}$ 为第 (m, n) 网格点与信号发射源的距离, 则整个场景的回波信号为

$$Y_{(m,n)} = \sum_{i=1}^n X_i \cdot \exp \left[\left(\frac{4\pi BR_{(m,n)}}{C\tau'} \right) t + \frac{2R_{(m,n)}}{C} \left(2\pi f_0 - \frac{2\pi BR_{(m,n)}}{C\tau'} \right) \right]$$

X_i 为第 i 个网格的反射系数。将回波信号矩阵串接成一维矩阵:

$$\mathbf{Y} = [Y(1,1), \dots, Y(N,1), \dots, Y(1,M), \dots, Y(N,M)]^T$$

$$a_{(m,n,i)} = \exp \left[\left(\frac{4\pi BR_{(m,n)}}{C'} \right) t_i + \frac{2R_{(m,n)}}{C} \left(2\pi f_0 - \frac{2\pi BR_{(m,n)}}{C'} \right) \right]$$

t_i 为快时间采样点数

$$\mathbf{a}(m,n) = [a_{(m,n,1)}, a_{(m,n,2)}, \dots, a_{(m,n,MN)}]$$

稀疏基可表示为

$$\boldsymbol{\varphi} = [a(1,1), \dots, a(1,N), \dots, a(M,1), \dots, a(M,N)]^T$$

对于压缩感知雷达成像表达式为:

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\psi} \mathbf{X} + \mathbf{n} = \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{n}$$

其中, \mathbf{n} 为噪声干扰, \mathbf{Y} 为接收到的回波信号, $\mathbf{A} = \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\psi}$ 被称为过完备字典, 联系着原始信号与测量值^[13]。此类矩阵形式已由 B.Li 等证明其满足压缩感知 RIP 性质。在已知回波信号矩阵 \mathbf{Y} 和过完备字典 \mathbf{A} 的情况下, 利用压缩感知重构算法可实现对目标场景重构。

2 基于约束条件的广义正交匹配追踪重构算法

gOMP 重构算法基本思想是: 从字典矩阵中选择一个与输出信号 \mathbf{y} 最匹配的 S 列作为原子, 构建一个稀疏逼近, 将所选原子依次进行 Schimdt 正交化; 然后将待分解的信号减去各原子所张成空间的正交投影, 即可得残差; 最后继续选择与信号残差最匹配的原子, 反复迭代最终得到测量目标。从图 1 可观察到, 相比于传统各算法, gOMP 展现出非常好的重构性能。

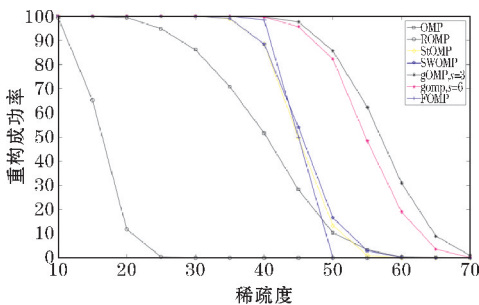


图1 各算法重构成功概率随稀疏度变化关系比较

实际应用中, 因为噪声会破坏目标场景的稀疏性导致 gOMP 算法在每次迭代中选择多个错误原子作为支撑集, 从而使重构误差较大。雷达信号传输中, 噪声

是不可避免的因素。针对此问题提出一种基于约束条件的广义正交匹配追踪算法。该算法主要是在贪婪迭代后对信号噪声分量施加了约束。与传统 gOMP 算法相比, 该算法在抗噪声性能上取得明显优势。

C-gOMP 核心算法流程如下:

步骤1 令初始化残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 初始化索引集 $\Lambda_0 = \mathbf{B}_0 = \mathbf{0}$, 计算 $u = \langle \mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{A}_j \rangle$, $1 \leq j \leq N$, 选择 u 中最大的 S 个值, 并将这些值对应 \mathbf{A} 的列序号 j 构成集合 \mathbf{J}_0 ;

步骤2 更新索引集 $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \mathbf{J}_0$, $\mathbf{B}_t = \mathbf{B}_{t-1} \cup \mathbf{A}_j$; 求 $\mathbf{y} = \mathbf{B}_t \boldsymbol{\theta}_t$ 的最小二乘 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_t = [\mathbf{B}_t^T \times \mathbf{B}_t]^{-1} \times \mathbf{B}_t^T \times \mathbf{y}$ 。

步骤3 更新残差 $\mathbf{r}_t = \mathbf{y} - \mathbf{B}_t \times \hat{\boldsymbol{\theta}}_t$; 判断 $t > K$ 是否满足, K 为场景稀疏度。若满足, 输出 $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_t$, 进行步骤4; 不满足, 则执行步骤1。

步骤4 可得到 $\hat{\boldsymbol{\theta}} = [\hat{\boldsymbol{\theta}}_1, \hat{\boldsymbol{\theta}}_2, \dots, \hat{\boldsymbol{\theta}}_N]$, 设 $\boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\theta}}_1 \\ \vdots \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_N \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{\eta}_j$ 为 $\boldsymbol{\eta}$ 的第 j 列。

步骤5 设置初始权值 $\bar{\mathbf{w}}_1$, 对求解模型进行进一步约束:

$$\hat{\mathbf{x}}_j = (\lambda \|\boldsymbol{\eta}_j \cdot \bar{\mathbf{w}}_j\|_2 + (1-\lambda) \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\boldsymbol{\eta}_j\|_2)$$

步骤6 更新权重 $\rho_1, \rho_2, \bar{\mathbf{w}}_j = \frac{\rho_1 \rho_2}{|\hat{\mathbf{x}}_j| + \rho_2}$ 。

步骤7 返回步骤5, 遍历所有 $\boldsymbol{\eta}_j$ 得到更新估计信号 $\hat{\mathbf{x}}_{1 \dots N}$, 最终可得重构信号 $\hat{\mathbf{X}} = \boldsymbol{\psi} \times \hat{\mathbf{x}}$ 。

对更新后的场景系数对角矩阵 $\boldsymbol{\eta}_j$ 做 l_2 范数约束, 就是把解约束在一个 l_{2p} 球中, 放缩是对球的半径放缩, 因此信号每一个维度都在以同一个系数放缩, 通过放缩不会产生稀疏的解, 即某些 x 的维度是 0, 并利用 $\bar{\mathbf{w}}$ 整体调整幅度。在实际应用中, 数据的维度噪音是冗余的, 稀疏的解可以找到有用信息并且减少冗余, 提高重构信息的准确性和鲁棒性。其中, 正则化因子 λ 主要用来调节稀疏性约束和保真度约束, 其取值范围为 $(0, 1)$ 。 λ 越大, 稀疏性约束越强, 会增加对信号分量的约束力度。由步骤5和步骤6可知, 当 λ 增加, 对噪声分量 $\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\boldsymbol{\eta}_j\|_2$ 将得到有效抑制。但 λ 过大时, 目标信号分量将占据信号的主成分, 最终导致 $\hat{\mathbf{x}}_j$ 不断增加。在迭代中, $\hat{\mathbf{x}}_j$ 不断增加, 导致步骤6中权重 $\bar{\mathbf{w}}_j$ 随之下落, 在下一次迭代中 $\|\boldsymbol{\eta}_j \cdot \bar{\mathbf{w}}_j\|_2$ 部分将出现严重衰减。所以当 λ 过大意味着约束力过强, 会造成信号一部分的能量损失。因此, 需要根据实际应用的需求来调节 λ 的大小。参数 ρ_1 表示了权值的整体调节程度, 类似于粗调的作用, ρ_1 越大权值 $\bar{\mathbf{w}}_j$ 整体调整幅度明显; ρ_2 表示权值对信号的敏感程度, 类似于微调的作用, ρ_2 对权值 $\bar{\mathbf{w}}_j$ 的调节能力相对较弱。

3 C-gOMP 算法及雷达成像仿真

3.1 参数与流程设计

为验证 C-gOMP 算法一维距离像模型具有更强的抗噪声性能与更高的距离分辨率,进行 Matlab 仿真实验,仿真条件如下:

- (1) chirp 信号中心频率为 $f_0 = 5.6$ GHz, 带宽为 1 GHz, 信号未压缩的脉冲宽度为 $t_s = 1$ ms, 脉冲持续时间 $t_T = 10^{-7}$ s;
- (2) 在接收端直线距离 $R = 2$ m、5 m、10 m 处有 3 个点目标;
- (3) 设接收窗大小为 $R_u = 30$ m, 信号观察点数为 $M = 64$, 信号稀疏度 $K = 3$ 。

分别采用传统匹配滤波法, gOMP, C-gOMP 对点目标进行成像。设置 $\lambda = \frac{1}{2}$, 惩戒值 $\rho_1 = \rho_2 = 1$ 。在无噪声影响的情况下, 使用 C-gOMP 求得目标的一维距离像如图 2 所示, 黑线代表原始信号, 其信号幅值为 1, 黑点代表 C-gOMP 所成的一维目标距离像, 其能量幅度值约为 0.6。由黑点与黑线的横坐标一致可知, C-gOMP 能够实现 3 个点目标的精确成像, 但重构目标的能量部分损失。

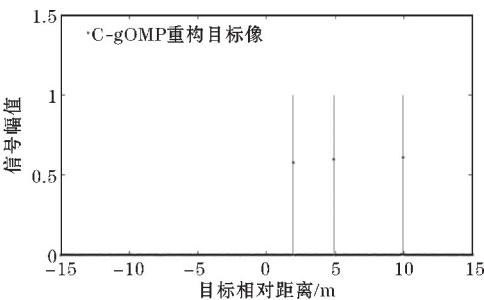


图2 无噪声条件下 C-gOMP 算法成像结果

3.2 抗噪声性能比较

仿真实验在 SNR 为 0 dB 下进行, 如图 3(a)、(b)、(c) 所示, 分别代表了传统匹配滤波法、gOMP 和 C-gOMP 所成的雷达一维距离目标像。其中, 黑线代表真实目标所在位置, 黑点代表含噪模型中 gOMP 和 C-gOMP 所成的一维距离目标像。由于噪声会破坏雷达环境中的稀疏性, 进而影响目标的重构精度, 雷达接收端在进行目标检测的时容易出现虚警的情况。从图 3 可知, 3 种算法均成功对目标进行成像, 但传统匹配滤波与 gOMP 受噪声影响严重, 其一维雷达像中出现若干个虚假目标。

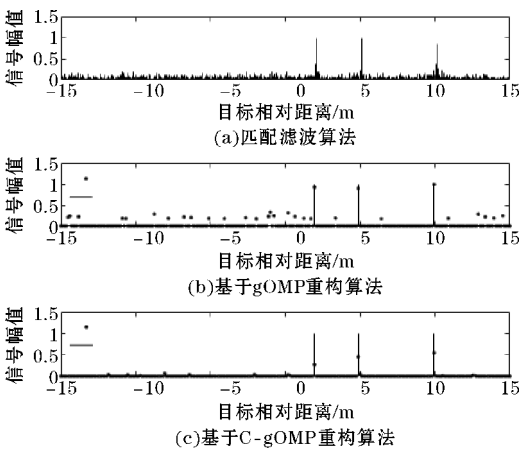


图3 SNR 为 0 dB 各算法成像效果比较

记录多次蒙特卡罗实验中平均噪声。从表 1 可知 C-gOMP 能够有效地抑制环境噪声, 使噪声幅度值从 0.27 下降到 0.017 左右。从表 1 中还可以看出, 与 gOMP 相比, C-gOMP 成像质量有较大的提高, 对噪声的整体抑制效果非常明显, 使一维雷达距离像受噪声的影响较小 (ratio 为 gOMP 与 C-gOMP 所成像的噪声比)。表格数据表明, C-gOMP 对噪声的抑制能力强于 gOMP。当 $SNR \in [-2, -6]$ dB 时 C-gOMP 噪声幅值先减小后增加, 观察噪声幅值变化趋势可知, C-gOMP 在 $SNR = -4$ 时对噪声将达到最大约束力度; 但当噪声继续增加时, 此时算法已不能再约束噪声分量, 其噪声幅值又将随 SNR 减小而增加。

表1 两种重构算法噪声幅值大小比较

SNR/dB	-2	-4	-6	-8
gOMP 噪声幅值	0.2736	0.3360	0.4560	0.6339
C-gOMP 噪声幅值	0.0176	0.0096	0.0132	0.0156
ratio	15.54	35.00	36.54	40.63

3.3 算法定位成功率比较

单次实验不能说明 C-gOMP 成像在含噪情况下的优势, 为此, 设置在每个信噪比下进行 1000 次 Monte-Carlo 仿真, 信噪比变化为 $-14 \sim -2$ dB。设原始场景目标有 K 个目标, X_K, \hat{X}_K 分别代表原始目标的横坐标和重构场景后信号最高幅值所在的横坐标, 若 \hat{X}_K 满足 $\sum_{i=1}^K \sqrt{|X_K^2 - \hat{X}_K^2|} < 10^{-3}$, 则认为定位成功。令 $K = 3$, 得到 gOMP 与 C-gOMP 在不同 SNR 下成像成功率曲线如图 4 所示。从图 4 中可得, 噪声越小两种算法成像成功率越高。在信噪比为 -11 dB 时, gOMP 重构率为 0%, C-gOMP 重构率在 10% 左右。当信噪比达到了 -6 dB 时, C-gOMP 重构率约为 gOMP 的 1.7 倍。当信噪比达到 -2 dB 时, C-gOMP 重构率达到 100%, 为 gOMP 的 1.4 倍, 此时 gOMP 重构成功率只有 80%。

统计实验表明在相同信噪比的条件下,C-gOMP算法的性能明显优于gOMP算法,C-gOMP成像比gOMP具有更高的重构成功率。

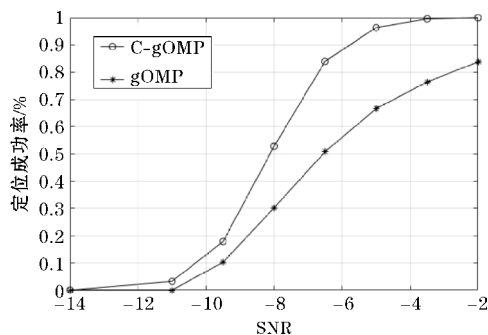


图4 gOMP与C-gOMP定位成功率比较

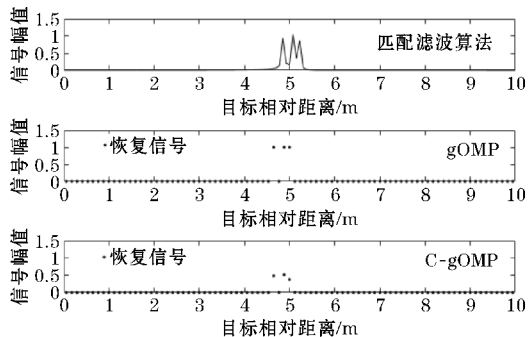
3.4 距离向分辨率比较

传统的匹配滤波器所能做到的距离向分辨率为

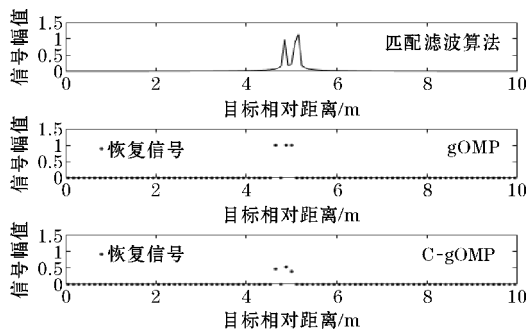
$$R_1 = \frac{C}{2B} \quad (8)$$

其中, C 为光速; B 为信号带宽。该仿真中传统匹配滤波算法所得到的最大距离向分辨率为0.15 m。而CS理论的成像分辨率与场景划分程度的关系为

$$R_2 \approx \frac{R_{\text{rec}}}{2N} \quad (9)$$



(a) 目标位置分别为4.8 m,5 m,5.15 m时,距离分辨率比较



(b) 目标位置分别为4.8 m,5 m,5.07 m时距离分辨率比较

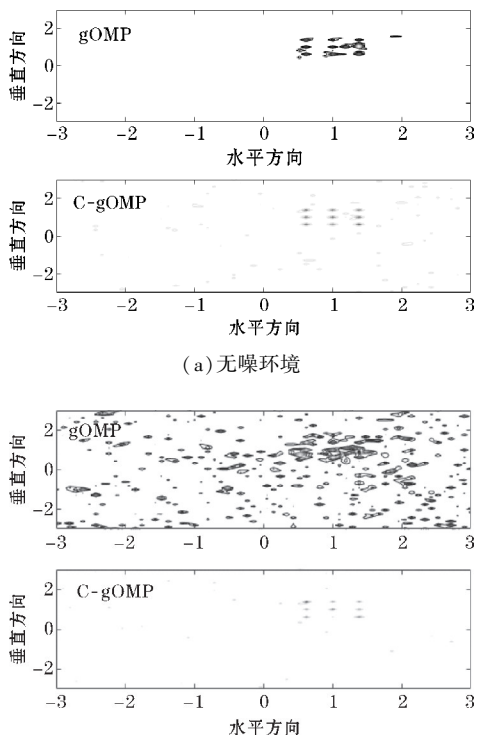
图5 各模型距离分辨率比较

N 为场景划分的网格数, R_{rec} 为接收距离窗大小。由该公式可知CS理论的距离向分辨率不再受到带宽限制,从而实现对目标距离向的高分辨。在此实验中

得到CS理论成像分辨率为0.07 m,分辨率仿真效果如图5所示。当设置目标位置分别为4.8 m,5 m,5.15 m时,由于受发射信号带宽限制,传统匹配滤波算法最大距离分辨率为0.15 m,从图5(a)中可以看出,目标2与目标3的距离等于最大距离分辨率时,传统的匹配滤波算法一维距离像出现模糊。而在此距离下,gOMP与C-gOMP仍能够实现目标的精准成像。当继续缩减目标2与目标3的距离,将目标3移动到5.07 m处的位置,从图5(b)可以看出,此时传统匹配追踪只呈现2个脉冲峰,完全不能区分目标2与目标3,而gOMP与C-gOMP仍能够准确地检测出目标2与目标3。所以压缩感知理论雷达成像的距离分辨率,突破了信号带宽的限制,场景划分的网格数越多,其距离分辨率越高。

3.5 二维雷达像比较

为验证C-gOMP的二维距离图像模型具有较强的抗噪声性能,分别在无噪和SNR为0 dB时进行仿真实验。图6(a)表明,gOMP和C-gOMP都能在无噪声下实现雷达成像。然而,gOMP产生目标像旁瓣较高,并且有若干虚假目标。由于噪声会破坏雷达环境中的稀疏性,影响目标的重建精度。在图6(b)中,在SNR为0 dB时,gOMP生成的雷达图像被噪声破坏,导致出现多个虚点。相反,虽然C-gOMP重建目标的振幅值部分丢失,但得到高清晰度的成像结果。



(b) SNR为0 dB

图6 二维雷达像抗噪声性能分析

3.6 二维像抑噪能力分析

给定目标成像图像评价指标：

$$M_{\text{FML}} = \frac{u}{\sigma^2}$$
$$u = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I_{ij}$$
$$\sigma^2 = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (I_{ij} - u)^2$$

其中, I_{ij} 是场景图像各个像素值, M_{FML} 反映了图像抑制噪声的能力。图 7 为不同 SNR 下的 M_{FML} 系数在两种不同算法中对应的曲线：

表 2 记录了图 7 中不同 SNR 下的 M_{FML} 系数值, 从

表 2 可以推断, 在低信噪比条件下, C-gOMP 比 gOMP 具有更好的噪声抑制能力。当 SNR 为 0 dB 时, C-gOMP 形成的对噪声的抑制能力约为 gOMP 的两倍。

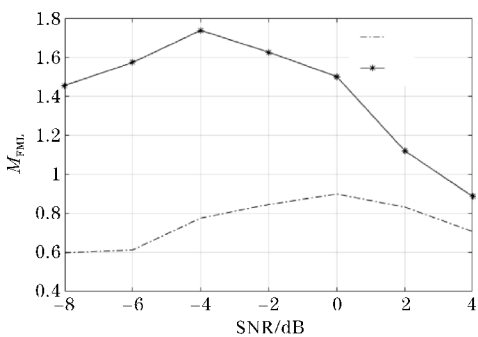


图 7 两种算法 M_{FML} 系数随信噪比变化关系

表 2 不同 SNR 下的 M_{FML} 系数

SNR/dB	4	2	0	-2	-4	-6	-8
gOMP	0.707	0.833	0.899	0.876	0.776	0.614	0.599
C-gOMP	0.887	1.121	1.600	1.625	1.736	1.572	1.455

4 结束语

提出的 C-gOMP 是 gOMP 中的一种衍生算法, 经过 gOMP 贪婪迭代后, 使用代价函数对噪声分量进行更深层次的约束, 算法不需要建立 L_p 模型, 更无须对噪声参数进行迭代更新, 极大地减小计算成本。仿真结果表明, 所提算法能够显著消除高斯噪声对雷达像的干扰, 相比而言, C-gOMP 具有较好的实际应用价值。

参考文献：

[1] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on information theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[2] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on information theory, 2007, 53(12): 4655-4666.

[3] Liu J, Han C Z, Yao X H, et al. Compressed sensing based track before detect algorithm for airborne radars [J]. Progress In Electromagnetics Research, 2013, 138: 433-451.

[4] Gribonval R, Vandergheynst P. On the exponential convergence of matching pursuits in quasi-incoherent dictionaries [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 52(1): 255-261.

[5] Blumensath T, Davies M E. Iterative hard threshol-

ding for compressed sensing [J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2008, 27(3): 265-274.

[6] Xia C Y, Gao Y X, Yu J, et al. Block-sparse signal recovery based on orthogonal matching pursuit via stage-wise weak selection [J]. Signal, Image and Video Processing, 2019: 1-9.

[7] Ji S, Xue Y, Carin L. Bayesian compressive sensing. IEEE Transactions on signal processing, 2008, 56(6): 2346.

[8] Kwon S, Wang J, Shim B. Multipath matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2014, 60(5): 2986-3001.

[9] Sturm B L, Christensen M G. Comparison of orthogonal matching pursuit implementations [C]. 2012 Proceedings of the 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Bucharest: IEEE, 2012: 220-224.

[10] Jun L, Mengdao X, Shunjun W. Application of compressed sensing in sparse aperture imaging of radar [C]. 2009 2nd Asian-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar. Shanxi: IEEE, 2009: 651-655.

[11] Wang J, Kwon S, Shim B. Generalized orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on signal processing, 2012, 60(12): 6202-6216.

[12] Yan H, Xu J, Zhang X. Compressed sensing radar imaging of off-grid sparse targets [C]. 2015 IEEE

- Radar Conference (RadarCon). Arlington: IEEE, 2015:690–693.
- [13] Li Y, Lin C, Huang P. An improved OMP method based on memory effect and its application [J]. 2015.
- [14] Li B, Petropulu A. RIP analysis of the measurement matrix for compressive sensing-based MIMO radars [C]. 2014 IEEE 8th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM). Coruna: IEEE, 2014:497–500.

Generalized Orthogonal Matching Pursuit CS Radar Imaging based on Constraints

XIA Chaoyu^{1,2}, GAO Yuxiang^{1,2}, XIE Jianfeng^{1,2}, CHU Chunyang^{1,2}

(1. College of Communication Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 2. Meteorological Information and Signal Processing Key Laboratory of Sichuan Higher Education Institutes, Chengdu 610225, China)

Abstract: Gaussian noise will destroy the sparsity of the imaging region, which causes the traditional compressed sensing (CS) radar b-scan image to produce some fake targets. Aiming at the above problems, an improved generalized orthogonal matching pursuit (C-gOMP) algorithm based on constraints condition is proposed in this paper, which can significantly improve the imaging performance of CS radar under the background of strong Gaussian clutter. Firstly, this arithmetic carry out greedy iteration of echo data, then, the cost function is used to impose a deeper constraint on the iterated coefficients to ensure the convergence of the whole function. Namely, Gauss components are restrained during signal reconstruction. The simulation results show that under the same experimental conditions, the range resolution of the C-gOMP algorithm is twice than that of the traditional matched filtering method. When SNR=0 dB, the positioning success rate is up to 20% higher than that of the gOMP algorithm, and the image coefficients of M_{FML} obtained by C-gOMP are about twice than that of gOMP algorithm.

Keywords: radar imaging; compressed sensing; noise suppression; generalized orthogonal matching pursuit