

# 噪声干扰背景下压缩感知雷达波形优化设计

贺亚鹏<sup>1,2</sup>, 朱晓华<sup>1</sup>, 李洪涛<sup>1</sup>, 顾 陈<sup>1</sup>

(1. 南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏南京 210094; 中国空间技术研究院西安分院, 陕西西安 710000)

**摘 要:** 为改善压缩感知雷达 (Compressive Sensing Radar, CSR) 在干扰噪声背景下目标检测及距离-多普勒参数的估计性能, 该文提出一种感知矩阵平均相干系数 (Averaged Coherence of the Sensing Matrix, ACSM) 与信干噪比 (Signal to Interference and Noise Ratio, SINR) 联合优化的波形设计方法. 文中首先建立了 CSR 距离-多普勒二维参数感知模型, 推导了波形联合优化设计的目标函数, 其次以多相编码信号作为优化码型并采用模拟退火 (Simulated Annealing, SA) 算法对目标函数进行优化求解. 与传统 CSR 波形相比, 优化设计的波形提高了 CSR 在低信干噪比条件下的成功检测概率, 同时有效降低了目标距离-多普勒参数估计误差, 由此改善了 CSR 在干扰噪声背景下的距离-多普勒成像质量. 计算机仿真验证了该方法的有效性.

**关键词:** 压缩感知雷达; 波形设计; 感知矩阵平均相干系数; 信干噪比; 模拟退火

**中图分类号:** TN957.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)03-0469-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.03.008

## Waveform Design for Compressive Sensing Radar in the Presence of Interference and Noise

HE Ya-peng<sup>1,2</sup>, ZHU Xiao-hua<sup>1</sup>, LI Hong-tao<sup>1</sup>, GU Chen<sup>1</sup>

(1. School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China;

2. China Academy of Space Technology at Xi'an, Xi'an, Shaanxi 710000, China)

**Abstract:** Aiming at improving the performance of targets detection and range-Doppler parameters estimation for compressive sensing radar (CSR) amid interference and noise, a CSR joint optimal waveform design method is proposed to minimize the averaged coherence of the sensing matrix (ACSM) and the signal to interference and noise ratio (SINR) simultaneously. First, a CSR two-dimensional sensing model for range-Doppler estimation is established and a waveform joint optimization object function is derived. Then, the simulated annealing (SA) algorithm is employed to obtain the optimal solution, where the poly phase coded signal is taken into account. Compared with the traditional CSR waveforms, the optimized waveform enhances the CSR successful detection probability in the low SINR conditions, and also effectively reduces the target range-Doppler parameter estimation error, thereby improving the CSR range-Doppler imaging quality. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** compressive sensing radar (CSR); waveform optimization; averaged coherence of the sensing matrix (ACSM); signal to interference and noise ratio (SINR); simulated snnealing (SA)

## 1 引言

近年来, 利用信号的稀疏或可压缩特性进行信号检测与处理已成为信号处理领域的一个研究热点, 在雷达成像、无线通信等诸多领域受到高度关注<sup>[1]</sup>. 最近, Candès 与 Donoho 等人提出了一种新颖的可稀疏表征信号的处理与重构方法——压缩感知<sup>[2,3]</sup> (Compressive Sensing, CS), 该理论指出通过求解一个范数优化问题, 可稀疏表征信号便可从少量的测量值中高精度重构.

实际雷达探测中, 目标仅占据少量的分辨单元, 照射区域内雷达回波信号是稀疏的<sup>[4]</sup>, 由此在雷达信号处理领域, CS 的应用也得到了广泛的研究<sup>[4~9]</sup>. 文献[5]首次提出了压缩感知雷达 (Compressive Sensing Radar, CSR) 的概念, 利用雷达场景的时域稀疏特征, CSR 采用低速率 A/D 转换器对回波信号进行采样, 可精确重构稀疏雷达场景进行高分辨成像. 文献[6]利用雷达回波在时频域的稀疏性, 指出 CS 能够有效提取目标距离多普勒参数, 比传统雷达具有更好的分辨力. 文献[7]将文

献[6]中的方法扩展,提出一种基于 CS 的 MIMO 雷达多参数联合估计方法,进一步显示出了 CSR 的优越性.

通过优化波形以增强雷达系统对目标和环境的信息获取能力及对复杂战场环境的适应能力,对于有效提高雷达性能和生存能力有着重要的理论和实际意义.迄今,CSR 波形选取与优化设计问题还处于初步探索阶段,文献[5,6,8,9]均选取经典的雷达发射信号,未考虑发射信号对目标参数估计的影响,对应感知矩阵的子矩阵近似正交程度较差,导致目标参数估计误差较大,且当回波采样数据长度一定时,CSR 可允许检测目标个数受到限制.文献[5]中采用的立方相位编码信号虽然具有良好的性能,但该信号属于连续波,无法适用于脉冲体制雷达,且码长取非质数长度时,雷达参数估计性能急剧下降.文献[7]基于模拟退火(Simulated Annealing, SA)优化算法提出一种 MIMO 雷达 CSM 极小化的波形设计方法,波形对应感知矩阵虽然具有较好的非相干特性,能够对稀疏的散射点目标参数进行有效估计,然而在强干扰或色噪声背景下,该波形无法有效抑制干扰,引起检测结果存在众多虚假目标或丢失真实小目标.

本文针对干扰噪声背景下 CSR 波形优化设计问题,提出了一种联合优化感知矩阵平均相干系数(Averaged Coherence of the Sensing Matrix, ACSM)与信干噪比(Signal to Interference and Noise Ratio, SINR)的波形设计方法.CSR 系统由稀疏感知和目标检测与参数提取两个主要部分组成,稀疏感知部分与雷达发射波形、天线阵列结构及极化方式等有关;目标检测与参数提取通过稀疏信号重构(Sparse Signal Reconstruction, SSR)算法求解  $l_0$  范数优化问题实现,由于  $l_0$  范数优化问题计算机无法直接求解,一般通过贪婪类算法、 $l_1$  凸松弛类算法等近似求解<sup>[10]</sup>,其中贪婪类算法结构简单,运算复杂度低,实用性较高<sup>[11]</sup>.当 CSR 回波中存在较大干扰噪声时,CSR 波形优化不仅与稀疏感知部分的感知矩阵非相干性有关,还与目标检测与参数提取部分所采用的特定 SSR 算法相关,这使得 CSR 波形优化选取变得异常复杂.为了简化分析,本文仅对一种典型的贪婪 SSR 算法—OMP 算法<sup>[11]</sup>的 SSR 过程进行分析建模,找出影响其重构性能的主要因素,由此建立感知矩阵干扰噪声抑制目标函数,以期通过优化波形降低干扰噪声对算法的影响;所建立的干扰噪声抑制目标函数的物理意义是选取优化波形使得 OMP 算法迭代中识别部分的识别 SINR 最大化,以改善 CSR 系统的目标检测及参数估计性能.另外对于其它众多 SSR 算法,本文仅对所设计的优化波形进行实验验证性说明.结果表明优化波形较传统 CSR 波形可在较低 SINR 条件下有效检测目

标,且具有较小的目标距离-多普勒参数估计均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),增强了 CSR 目标场景距离-多普勒成像的有效性和鲁棒性.

## 2 距离-多普勒二维参数稀疏感知

设雷达发射脉冲信号复包络为  $s(t)$ ,脉冲宽度  $\tau_s$ ,照射区域内存在  $K$  个目标,第  $k$  个目标距离为  $r_k$ ,径向速度为  $v_k$ ,散射系数为  $a_k$ ,雷达工作波长  $\lambda$ ,信号重复周期(PRI)为  $T_r$ ,相干处理间隔为  $L_p T_r$ ,其中  $L_p$  为脉冲发射个数,不考虑雷达信道衰减,则回波信号为多个目标回波信号的叠加,即

$$x(t) = \sum_{l=0}^{L_p-1} \sum_{k=1}^K a_k s(t - lT_r - \tau_k) e^{-j2\pi f_{dk} lT_r} + e(t) \quad (1)$$

其中,时延  $\tau_k = 2r_k/c$ ,  $c$  为光速,多普勒频移  $f_{dk} = 2v_k/\lambda$ ,  $e(t)$  表示干扰及接收机噪声.假设  $v_k \tau_s \ll c$ ,则在脉冲区间内多普勒  $f_{dk}$  近似为常量,式(1)可近似表示为

$$x(t) = \sum_{l=0}^{L_p-1} \sum_{k=1}^K a_k s(t - lT_r - \tau_k) e^{-j2\pi f_{dk} lT_r} + e(t) \quad (2)$$

对回波信号进行离散采样,采样周期  $T_s$ ,  $f_s = 1/T_s$ .设脉冲编码长度  $L_s = \lfloor \tau_s f_s \rfloor$ ,  $r_{\min} \leq r_k \leq r_{\max}$ ,  $v_{\min} \leq v_k \leq v_{\max}$ ,感兴趣目标最大时延  $N = \lfloor 2r_{\max} f_s / c \rfloor$ ,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示下取整,为了便于后续讨论,在此假设  $N \geq L_s$ ,发射脉冲信号矢量为  $\mathbf{s} = [\tilde{\mathbf{s}}^T, \mathbf{0}_{(N-L_s) \times 1}^T]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ ,  $\tilde{\mathbf{s}} = [s_t(0), s_t(T_s), \dots, s_t((L_s-1)T_s)]^T$  且  $\|\tilde{\mathbf{s}}\|_2 = 1$ ,干扰及接收机噪声矢量  $\mathbf{e} = [\mathbf{e}_0^T, \mathbf{e}_1^T, \dots, \mathbf{e}_{L_p-1}^T]^T$ ,  $\mathbf{e}_l = [e(lT_r + 0), e(lT_r + T_s), \dots, e(lT_r + (N-1)T_s)]^T$ ,单位时延矩阵  $\mathbf{T}_{N \times N} = \begin{pmatrix} \mathbf{0}_{1 \times (N-1)} & 0 \\ \mathbf{I}_{(N-1) \times (N-1)} & \mathbf{0}_{(N-1) \times 1} \end{pmatrix}$ ,单位频移矩阵  $\mathbf{F}_{L_p \times L_p} = \text{diag}(\omega_M^0, \omega_M^1, \dots, \omega_M^{L_p-1})$ ,其中  $\omega_M = \exp(j2\pi \Delta f_d T_r)$ ,  $\Delta f_d = 1/(MT_r)$  为多普勒分析单元大小,  $\text{diag}(\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_M)$  表示以  $\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_M$  为对角元素的  $M$  阶对角矩阵,则式(2)可改写为

$$\mathbf{x} = \sum_{k=1}^K a_k \text{diag}(\mathbf{F}_k^{f_k}) \otimes \mathbf{T}^{t_k} \mathbf{s} + \mathbf{e} = \sum_{k=1}^K a_k \mathbf{h}_k + \mathbf{e} \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_0^T, \mathbf{x}_1^T, \dots, \mathbf{x}_{L_p-1}^T]^T$ ,  $\mathbf{x}_l = \sum_{k=1}^K a_k (\omega_M^l)^{f_k} \mathbf{T}^{t_k} \mathbf{s} + \mathbf{e}_l$ ,在此考虑  $\mathbf{e}$  为平稳随机过程,两个脉冲间干扰噪声在时间上是非相关的,即  $E(\mathbf{e}_l \mathbf{e}_{l'}^H) = \mathbf{0}$ ,  $l \neq l'$ ;  $\mathbf{h}_k = \text{Diag}(\mathbf{F}_k^{f_k}) \otimes \mathbf{T}^{t_k} \mathbf{s}$  为第  $k$  个目标散射系数归一化的单位回波矢量,  $f_k = \text{round}(f_{dk}/\Delta f_d)$ ,  $t_k = \text{round}(\tau_k/T_s)$ ,  $\text{diag}(\mathbf{A})$  表示矩阵  $\mathbf{A}$  的对角元素所形成的列向量,  $\otimes$  表示 Kronecker 积.

令  $K_{r_{\min}} = \text{round}(2r_{\min} f_s / c)$ ,  $K_{r_{\max}} = \text{round}(2r_{\max} f_s / c)$ ,  $t_i = i + K_{r_{\min}}$ ,  $i = 0, 1, \dots, K_r - 1$ ,  $K_r = K_{r_{\max}} - K_{r_{\min}} + 1$ ;  $K_{f_{\min}}$

$= \text{round}(2v_{\min}/(\lambda\Delta f_d)), K_{f_{\max}} = \text{round}(2v_{\max}/(\lambda\Delta f_d)), f_j = j + K_{f_{\min}}, j = 0, 1, \dots, K_f - 1, K_f = K_{f_{\max}} - K_{f_{\min}} + 1$ , 单位目标回波矢量  $\mathbf{h}^j = \text{Diag}(\mathbf{F}^j) \otimes \mathbf{T}^t \mathbf{s}$ , 时延-频移超完备基 (Overcomplete Time-Frequency Basis, OTFB) 矩阵  $\mathbf{H} = [\mathbf{h}^{00}, \dots, \mathbf{h}^{0(K_f-1)}, \mathbf{h}^{10}, \dots, \mathbf{h}^{1(K_f-1)}, \dots, \mathbf{h}^{(K_f-1)0}, \dots, \mathbf{h}^{(K_f-1)(K_f-1)}]$ , 则式(3)的等效距离-多普勒二维稀疏感知模型为

$$\mathbf{x} = \mathbf{H}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{e} \quad (4)$$

其中, 目标散射系数矢量  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{K_f K_f}]^T$ ,  $\alpha_{iK_f+j} = \begin{cases} a_k, & (t_i, f_j) = (\tau_k, f_k) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ , 由于空间感兴趣目标仅占据少量的雷达分辨单元, 因此  $\|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \ll K_f K_f$ ,  $\|\cdot\|_0$  表示矢量的  $l_0$  范数, 故回波信号  $\mathbf{x}$  在 OTFB 上是  $K$  稀疏信号。

当  $\mathbf{H}$  满足  $K$ -RIP 条件或一定非相干特性时, 目标散射系数矢量  $\boldsymbol{\alpha}$  可由观测值矢量  $\mathbf{x}$  通过求解约束最优  $l_0$  范数问题重构<sup>[2]</sup>, 即

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \min \|\boldsymbol{\alpha}\|_0, \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{x} - \mathbf{H}\boldsymbol{\alpha}\|_2 < \sigma \quad (5)$$

其中,  $\sigma$  是与噪声有关的常量, 估计值  $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$  中非零值位置给出目标的距离和速度信息, 大小则给出目标的 RCS 信息。

由于  $l_0$  范数是不连续非可导的, 直接求解最小化问题式(5)非常困难, 文献中通过贪婪算法、 $l_1$  松弛算法及非凸优化算法等 SSR 算法近似求解<sup>[10]</sup>, 其中贪婪算法较其它算法具有算法结构简单, 运算速度快等优势得到了广泛研究及应用。

### 3 CSR 优化波形设计

#### 3.1 感知矩阵非相干性约束目标函数

为了保证 CSR 采用式(5)进行多目标信息提取的有效性, 感知矩阵  $\mathbf{H}$  需满足  $K$ -RIP 条件<sup>[2]</sup>, 且具有较小的约束等容常量 (RIC)  $\delta_K \in (0, 1)$ , 其等价描述是  $\mathbf{H}$  的任意  $K$  列组成的子矩阵近似正交, RIC 值越小则近似正交程度越好。然而,  $K$ -RIP 条件无法作为感知矩阵设计准则, 由于验证  $\mathbf{H}$  是否满足  $K$ -RIP 条件需要枚举所有  $\mathbf{H}_G^H \mathbf{H}_G$  的特征值是否介于  $(1 - \delta_K)$  与  $(1 + \delta_K)$  之间, 运算量巨大, 难以验证, 其中  $\mathbf{H}_G$  是由集合  $G$  中元素索引的  $\mathbf{H}$  各列组成的子矩阵,  $G$  为任一  $K$  稀疏信号的支撑集。

感知矩阵近似正交程度的一种简化等效定量描述是 CSM, 记为  $\mu_{\text{CSM}}$ , 它反映了感知矩阵各列之间最差的非相干性,  $\mu_{\text{CSM}}$  越小则  $\mathbf{H}$  的非相干性越强<sup>[12]</sup>。文献[12]指出减小信号稀疏度  $K$  或相关性系数  $\mu_{\text{CSM}}$  均可降低估计误差, 同时较小的  $\mu_{\text{CSM}}$  亦对应较大的信号稀疏度  $K$  可允许上界, 即意味着较大的可检测目标个数。

CSM 虽然具有容易计算, 物理意义明确的优势, 然

而当感知矩阵各列之间的大部分相关系数较小时, CSM 不能够准确度量感知矩阵的非相干性。由此, 文献[13, 11]先后提出  $t$ -ACSM 及 CCF 作为感知矩阵列之间的非相干性的全面度量。CCF 初始值为  $\mu_{\text{CSM}}$ , 它是感知矩阵非相干性的更一般化描述, 若 CCF 初始值越小且上升越缓, 则  $\mathbf{H}$  子矩阵近似正交程度越好<sup>[11]</sup>, 故 CCF 作为感知矩阵评价准则需约束 CCF 初始值  $\mu_{\text{CSM}}$  及 CCF 各点处所有差分值较小, 此时感知矩阵优化目标函数将为一个多变量多目标优化函数, 其优化求解复杂度高, 且多个目标优化函数之间较难权衡。文献[13]定义  $t$ -ACSM 作为感知矩阵评价准则, 即

$$\mu_{t\text{-ACSM}} \triangleq \frac{\sum_{u \neq v} \gamma(c_{uw} \geq t) c_{uw}}{\sum_{u \neq v} \gamma(c_{uw} \geq t)} \quad (6)$$

$$c_{uw} = |\langle \mathbf{H}_u, \mathbf{H}_v \rangle| \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{H}_u, \mathbf{H}_v$  分别代表  $\mathbf{H}$  的第  $u$  列和第  $v$  列,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示矢量内积,  $t \in [0, \mu_{\text{CSM}}]$  为一给定常数,  $\gamma(\cdot)$  在  $c_{uw} \geq t$  时取值为 1, 否则为 0。  $\mu_{t\text{-ACSM}}$  越小则  $\mathbf{H}$  的平均非相关性越优,  $\mu_{t\text{-ACSM}}$  较  $\mu_{\text{CSM}}$  更能全面反映感知矩阵的整体平均非相干性能。

由于  $t=0$  时,  $\mu_{t\text{-ACSM}}$  描述  $\mathbf{H}$  中各列间所有互相关系数  $c_{uw}$  的平均非相干性能, 物理意义明确, 计算简单, 文中将其作为  $\mathbf{H}$  非相干性的衡量准则。注意到  $\mathbf{H}$  中各列  $\mathbf{h}^j = \text{diag}(\mathbf{F}^j) \otimes \mathbf{T}^t \mathbf{s}$ , 代入式(7), 得

$$\begin{aligned} c_{uw} &= |\langle \mathbf{h}^j, \mathbf{h}^{j'} \rangle| \\ &= \left| \sum_{l=0}^{L_s-1} \omega_M^{l\Delta f} \right| |s^H \mathbf{T}^{\Delta t} \mathbf{s}| \\ &= g(\Delta f) \cdot r(\Delta t) \end{aligned} \quad (8)$$

其中  $\Delta f = f_{j'} - f_j$ ,  $\Delta t = t_{i'} - t_i$ ,  $g(\Delta f) = \left| \sum_{l=0}^{L_s-1} \omega_M^{l\Delta f} \right|$ ,  $r(\Delta t) = |s^H \mathbf{T}^{\Delta t} \mathbf{s}|$ , 式(8)表明  $\mathbf{H}$  列相关性与频移差  $\Delta f$  及时延差  $\Delta t$  有关, 而与频移  $f_j, f_{j'}$  及时延  $t_i, t_{i'}$  无关。

由于  $\Delta t \geq L_s$  时,  $r(\Delta t) = 0$ , 此时  $c(u, v)$  恒为 0 而与信号  $\mathbf{s}$  无关, 无需优化, 故将  $t=0$  与式(8)代入式(6), 并记此时  $t$ -ACSM 为 ACSM

$$\mu_{\text{ACSM}} \triangleq \frac{\sum_{(\Delta f, \Delta t) \neq (0,0) \text{ and } \Delta t < L_s} g(\Delta f) \cdot r(\Delta t)}{\sum_{(\Delta f, \Delta t) \neq (0,0) \text{ and } \Delta t < L_s} \gamma(g(\Delta f) \cdot r(\Delta t) \geq 0)} \quad (9)$$

注意到  $\Delta f \in [0, K_f - 1]$ ,  $\Delta t \in [0, L_s - 1]$  且均为整数,  $r(0) = 1$ , 进一步化简式(9), 即

$$\begin{aligned} \mu_{\text{ACSM}} &= \frac{1}{K_f L_s - 1} \left( \sum_{\Delta f} g(\Delta f) \cdot \sum_{\Delta t \neq 0} r(\Delta t) + \sum_{\Delta f \neq 0} g(\Delta f) \cdot r(0) \right) \\ &= \frac{1}{K_f L_s - 1} (C_1 \sum_{\Delta t \neq 0} |s^H \mathbf{T}^{\Delta t} \mathbf{s}| + C_2) \end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $C_1 = \sum_{\Delta f} g(\Delta f)$ ,  $C_2 = \sum_{\Delta f \neq 0} g(\Delta f)$  均为常量。式

(10)表明平均相干性系数  $\mu_{\text{ACSM}}$  与发射信号  $s$  有关,故可通过优化波形  $s$  使得  $\mu_{\text{ACSM}}$  充分地小,以提高 CSR 目标参数估计性能.由此建立最小化感知矩阵平均相干性系数的优化目标函数为

$$\min_s \mu_{\text{ACSM}}, \quad \text{s.t.} \quad \|\tilde{s}\|_2 = 1 \quad (11)$$

将式(10)代入式(11)并忽略常数项,得感知矩阵非相干性约束目标函数为

$$f_{\text{ACSM}}(s) = \min(\sum_{\Delta t \neq 0} |s^H T^{\Delta t} s|), \quad \text{s.t.} \quad \|\tilde{s}\|_2 = 1 \quad (12)$$

### 3.2 感知矩阵干扰噪声抑制目标函数

依据式(12)优化得到的 CSR 波形对应感知矩阵具有最优的非相干性能,能够在无噪背景下具有较优的目标检测和参数估计性能,然而该波形不具有任何抗干扰能力,在较强干扰噪声背景下,目标散射系数估计值  $\hat{\alpha}$  中存在大量虚假目标信息,严重影响 CSR 目标检测性能.

波形选取与 CSR 目标参数估计算法之间的相互影响还未见文献定量分析,为了简化分析,下面通过详细分析 OMP 算法<sup>[11]</sup>的 SSR 过程,找出影响算法性能的主要因素,由此定义感知矩阵干扰噪声抑制目标函数,以期通过优化波形降低干扰噪声对算法的影响. OMP 算法是一种典型的贪婪 SSR 算法<sup>[11]</sup>,该类算法具有算法过程物理意义明确,结构简单,运算复杂度低,实用性较高的优势.

贪婪类算法根据残差向量与测量矩阵之间的相关性最大分量,逐步找到原信号的支撑集,并在与信号支撑集相对应的子矩阵上进行最小二乘估计,其算法过程可分割为初始化、识别、更新、迭代四个步骤,其中初始化包含支撑集、残差的初始赋值;识别部分根据残差与感知矩阵各列之间的相关性获得最大分量的位置;更新部分依据识别出的最大分量的位置更新支撑集,随后采用最小二乘法更新稀疏解及残差;迭代部分主要负责循环次数累加及终止条件的判定,终止条件的设定及讨论可参见文献[14].设  $\alpha$  的支撑集为  $S$ ,稀疏重构信号为  $\hat{\alpha}$ ,下面给出 OMP 算法的整个数学流程:

**步骤 1** 初始化:支撑集赋初值  $S_0 = \emptyset$ ,残差矢量赋初值  $r_0 = x$ ,迭代次数赋初值  $i = 1$ ;

**步骤 2** 识别:在感知矩阵  $H$  各列中寻找与残差  $r_{i-1}$  相关性最大的列的序号  $s_i$ ,即  $s_i = \arg \max_s |(y_i)_s|$ ,其中  $y_i = H^H r_{i-1}$  为匹配输出矢量,  $(y_i)_s$  表示向量  $y_i$  的第  $s$  个元素;

**步骤 3** 更新:更新支撑集  $S_i = S_{i-1} \cup \{s_i\}$ ;通过最小二乘法求解压缩测量值  $x$  在字典  $H_{S_i}$  下的最佳逼近系数  $\alpha_i = \arg \min_{\alpha} \|x - H_{S_i} \alpha\|_2 = H_{S_i}^H x$ ,其中  $H_{S_i}^H =$

$(H_{S_i}^H H_{S_i})^{-1} H_{S_i}^H$ ,残差更新为  $r_i = x - H_{S_i} \alpha_i$ ;

**步骤 4** 迭代:终止条件判定若不成立,迭代次数累加  $i = i + 1$ ,返回步骤 2);反之,则循环迭代停止,  $\hat{\alpha}_s = \alpha_i$ .

从 OMP 算法流程可看出识别步骤中相关性最大列序号识别的正确与否关乎算法的整体性能.为了分析影响 OMP 算法迭代识别正确性的主要因素,对于雷达照射区域内的  $K$  个点目标,不失一般性,假设其散射系数  $a_1 > a_2 > \dots > a_K$ ,第  $k$  个目标对应  $H$  中的真实位置为  $s'_k$ ,即  $H_{s'_k} = h_k$ .首先考虑  $K = 1$  的简单情况,此时初次迭代匹配输出矢量为

$$y_1 = H^H r_0 \quad (13)$$

将  $r_0 = x$  和式(3)代入式(13)并进一步展开整理得

$$y_1 = H^H (a_1 h_1 + e) = a_1 H^H h_1 + H^H e \quad (14)$$

则目标位置  $s'_1$  处的匹配结果为

$$(y_1)_{s'_1} = (a_1 H^H h_1)_{s'_1} + (H^H e)_{s'_1} = a_1 h_1^H h_1 + h_1^H e \quad (15)$$

非目标处匹配结果为

$$\begin{aligned} y_1 &= (a_1 H^H h_1)_s + (H^H e)_s \\ &= a_1 H_s^H h_1 + H_s^H e, s \neq s'_1 \end{aligned} \quad (16)$$

综合式(15)和(16)可看出,可将匹配结果分为目标分量  $v_i^1 = a_1 h_1^H h_1$ ,目标间互扰分量  $v_n^s = a_1 H_s^H h_1, s \neq s'_1$  及干扰噪声分量  $v_e^s = H_s^H e$  三部分,统称  $v_n^s, v_e$  为干扰分量;OMP 为了有更好的识别性能则要求所有干扰分量均远远小于目标有效分量,即  $v_n^s, v_e \ll v_i$ ,故三个分量之间的相对大小关系即为影响识别正确性的主要因素.波形设计的目的是要通过优化设计波形提高目标分量同时降低目标间互扰及干扰噪声分量对识别的影响.注意到  $v_i^1 = a_1 L_p$  与波形无关,又  $|v_n^s| = |a_1| c_{ss'}$ ,即降低目标间互扰分量与降低  $H$  各列间最大的互相关系数是等价的,故  $K = 1$  时波形优化目标函数表示为

$$\begin{cases} \delta_e^s = \min E(\|v_e^s\|_2^2), \forall s \\ \rho_{ss'} = \min c_{ss'}, \forall s \neq s' \end{cases} \quad (17)$$

优化函数(17)表明期望优化波形使得感知矩阵的每列与干扰噪声互相关后的干扰噪声能量  $\delta_e^s$  为一个非常小的常量,同时使得感知矩阵的各列间互相关系数  $\rho_{ss'}$  为趋于 0 的一个小量.

现假设  $K$  个目标中已识别出  $K_D$  个目标,待检测目标个数为  $K_R, K_D + K_R = K$ ,则第  $K_D$  次更新残差为

$$r_{K_D} = \sum_{k=K_D+1}^K a_k h_k + e - H_{S_D} \zeta_{K_D} \quad (18)$$

其中  $\zeta_{K_D} = (H_{S_D}^H H_{S_D})^{-1} (\sum_{k=K_D+1}^K a_k H_{S_D}^H h_k + H_{S_D}^H e)$  为待检测目标及干扰噪声在已检测目标对应信号空间上的投

影系数,  $(\mathbf{H}_{S_0}^H \mathbf{H}_{S_0})^{-1}$  为投影系数加权修正矩阵,  $\mathbf{H}_{S_0} \boldsymbol{\zeta}_{K_0}$  为残差中的干扰分量. 由于  $\boldsymbol{\zeta}_{K_0}$  中  $\mathbf{H}_{S_0}^H \mathbf{h}_k$  的元素为感知矩阵中列互相关系数,  $\mathbf{H}_{S_0}^H \mathbf{e}$  的元素为识别中的干扰噪声分量, 为了降低残差中的干扰分量对下次识别的影响, 则希望投影系数  $\boldsymbol{\zeta}_{K_0}$  较小, 即等同于优化波形使得感知矩阵具有较小的列互相关系数, 同时干扰噪声分量具有较小的能量, 故波形优化目标依然为式(17). 当优化波形使得式(17)中参数  $\delta_e^s, \rho_{ss'}$  均为较小值时, 则  $\boldsymbol{\zeta}_{K_0}$  非常小, 此时可以忽略残差中的干扰分量  $\mathbf{H}_{S_0} \boldsymbol{\zeta}_{K_0}$ , 式(18)表示为

$$\mathbf{r}_{K_0} = \sum_{k=K_0+1}^K a_k \mathbf{h}_k + \mathbf{e} - \boldsymbol{\zeta}_{S_0} \quad (19)$$

其中  $\boldsymbol{\zeta}_{S_0} = \mathbf{H}_{S_0} \boldsymbol{\zeta}_{S_0}$  为一个非常小分量. 式(19)进一步表明在优化波形参数  $\delta_e^s, \rho_{ss'}$  均为非常小量时, 更新残差为剔除已检测目标的回波分量的雷达回波, 其形式与雷达回波类似, 仅差一个非常小量, 由此在更新残差中识别下一个目标与回波中识别第一个目标对波形优化目标的要求完全相同, 即使得干扰噪声对后续目标迭代检测的影响降到最低.

经过单个目标及多个目标情况下对 OMP 算法识别、更新迭代过程的分析, 波形优化目标函数即为式(17), 其优化目标期望感知矩阵的每列与干扰噪声互相关后的干扰噪声能量及感知矩阵的各列间互相关系数为非常小的量; 感知矩阵的各列间互相关系数最小化即为 3.1 节中感知矩阵非相干性约束. 式(17)中优化每一  $c_{ss'}$ ,  $\forall s \neq s'$  最小化非常不现实, 3.1 节提出将 ACSM 最小化, 得出感知矩阵的各列间互相关系数最小化目标函数或感知矩阵非相干性约束为式(12).

现在考虑建立感知矩阵每列与干扰噪声互相关后的干扰噪声能量最小化目标函数或感知矩阵干扰抑制目标函数, 其优化目标重写为

$$\delta_e^s = \min E(\|\mathbf{v}_e^s\|_2^2), \forall s \quad (20)$$

其中  $\mathbf{v}_e^s = \mathbf{H}_{S_0}^H \mathbf{e}$ , 假设  $\mathbf{H}$  中第  $s$  列为  $\mathbf{h}^j$ , 则

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_e^s &= \sum_{l=0}^{L_p-1} (\omega_M^{f_j l} \mathbf{T}^l \mathbf{s})^H \mathbf{e}_l \\ &= \sum_{l=0}^{L_p-1} \omega_M^{-f_j l} \mathbf{s}^H (\mathbf{T}^T)^t \mathbf{e}_l \end{aligned} \quad (21)$$

将  $\mathbf{s} = [\tilde{\mathbf{s}}^T, \mathbf{0}_{N \times 1}^T]^T$  代入式(21)得

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_e^s &= \sum_{l=0}^{L_p-1} \omega_M^{-f_j l} [\tilde{\mathbf{s}}^H, \mathbf{0}_{1 \times N}] (\mathbf{T}^T)^t \mathbf{e}_l \\ &= \sum_{l=0}^{L_p-1} \omega_M^{-f_j l} \tilde{\mathbf{s}}^H \tilde{\mathbf{e}}_l^t \end{aligned} \quad (22)$$

其中  $\tilde{\mathbf{e}}_l^t = [\mathbf{I}_{L_s \times L_s}, \mathbf{0}_{L_s \times (N-L_s)}] (\mathbf{T}^T)^t \mathbf{e}_l$  由  $\mathbf{e}_l$  前移  $t_i$  个采样点后的前  $L_s$  个干扰噪声值组成. 由式(22)可得

$$\begin{aligned} E(\|\mathbf{v}_e^s\|_2^2) &= E\left(\left\|\sum_{l=0}^{L_p-1} \omega_M^{-f_j l} \tilde{\mathbf{s}}^H \tilde{\mathbf{e}}_l^t\right\|_2^2\right) \\ &= E\left(\left(\sum_{l=0}^{L_p-1} \omega_M^{-f_j l} \tilde{\mathbf{s}}^H \tilde{\mathbf{e}}_l^t\right) \left(\sum_{l=0}^{L_p-1} \omega_M^{-f_j l} \tilde{\mathbf{s}}^H \tilde{\mathbf{e}}_l^t\right)^H\right) \end{aligned} \quad (23)$$

由于干扰噪声为平稳随机过程, 两个脉冲间干扰噪声具有时间非相关性, 故当  $l = l'$  时,  $E(\tilde{\mathbf{e}}_l^t \tilde{\mathbf{e}}_{l'}^t)^H = \mathbf{R}_e$ , 当  $l \neq l'$  时,  $E(\tilde{\mathbf{e}}_l^t \tilde{\mathbf{e}}_{l'}^t)^H = 0$ , 由此, 式(23)可化简为

$$\begin{aligned} E(\|\mathbf{v}_e^s\|_2^2) &= \sum_{l=0}^{L_p-1} E((\omega_M^{-f_j l} \tilde{\mathbf{s}}^H \tilde{\mathbf{e}}_l^t)(\omega_M^{-f_j l} \tilde{\mathbf{s}}^H \tilde{\mathbf{e}}_l^t)^H) \\ &= \sum_{l=0}^{L_p-1} \tilde{\mathbf{s}}^H E(\tilde{\mathbf{e}}_l^t (\tilde{\mathbf{e}}_l^t)^H) \tilde{\mathbf{s}} \\ &= L_p \tilde{\mathbf{s}}^H \mathbf{R}_e \tilde{\mathbf{s}} \end{aligned} \quad (24)$$

式(24)表明匹配输出矢量  $\mathbf{y}_i$  中的目标间互扰分量  $\mathbf{v}_e^s$  能量与列序号  $s$  无关, 将式(24)代入式(20)得感知矩阵干扰噪声抑制目标函数为

$$f_{IS}(\tilde{\mathbf{s}}) = \min L_p \tilde{\mathbf{s}}^H \mathbf{R}_e \tilde{\mathbf{s}} = \min \tilde{\mathbf{s}}^H \mathbf{R}_e \tilde{\mathbf{s}} \quad (25)$$

波形优化干扰噪声抑制函数(25)物理意义是使得算法识别部分的匹配输出中干扰噪声分量最小, 这也可从另一方面理解, 定义识别信干噪比 (Identification-SINR, I-SINR) 为匹配输出  $\mathbf{y}_i$  中目标分量与干扰噪声分量能量之比, 即

$$\text{I-SINR} = \frac{\|\mathbf{v}_i^k\|_2^2}{E(\|\mathbf{v}_e^s\|_2^2)} = \frac{\|a_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{h}_k\|_2^2}{E(\|\mathbf{v}_e^s\|_2^2)} = \frac{L_p^2 |a_k|^2}{L_p \tilde{\mathbf{s}}^H \mathbf{R}_e \tilde{\mathbf{s}}} = \frac{L_p |a_k|^2}{\tilde{\mathbf{s}}^H \mathbf{R}_e \tilde{\mathbf{s}}} \quad (26)$$

式(26)表明 I-SINR 与目标散射系数, 发射脉冲数, 发射波形及干扰噪声有关, 较大散射系数目标更容易识别, 且增大发射脉冲数可以改善算法目标识别性能. 当发射脉冲数选定时, 对比式(25)与式(26)可得出, 感知矩阵干扰噪声抑制目标函数是选取优化波形使得算法迭代中 I-SINR 最大化, 以改善算法目标检测性能.

式(26)中 I-SINR 与目标散射系数有关, 令  $a_k = 1$ , 定义归一化 I-SINR (Normalized I-SINR, NI-SINR) 以衡量给定波形在未知目标情况下的干扰噪声抑制性能, 即

$$\text{NI-SINR} = \frac{L_p}{\tilde{\mathbf{s}}^H \mathbf{R}_e \tilde{\mathbf{s}}} \quad (27)$$

### 3.3 感知矩阵联合优化目标函数及优化求解

在较强干扰噪声存在背景下, CSR 波形设计不仅要要求感知矩阵具有较优的非相干性能, 而且要求感知矩阵具有较好的干扰噪声抑制能力, 采用与文献[15]中类似的多目标优化问题的求解方法, 构造感知矩阵非相干性与干扰噪声抑制联合优化目标函数为

$$\mathbf{s}_\lambda = \min_s (1 - \lambda) f_{\text{ACSM}} + \lambda f_{\text{IS}}$$

$$= \min_s (1 - \lambda) \sum_{\Delta r \neq 0} |s^H T^{\Delta r} s| + \lambda \tilde{s}^H R_c \tilde{s}, \text{ s.t. } \|\tilde{s}\|_2 = 1 \quad (28)$$

其中,  $\lambda$  为折中  $f_{\text{ACSM}}$  和  $f_{\text{IS}}$  的加权因子  $0 \leq \lambda \leq 1$ , 较大的  $\lambda$  取值意味着期望优化波形对应感知矩阵具有较好的干扰噪声抑制性能, 而较小的  $\lambda$  意味着期望优化波形对应感知矩阵的非相干性更优. 特别地, 当  $\lambda = 0$  时优化得到波形  $s_0$  使得感知矩阵非相干性最佳而干扰噪声抑制能力较差; 当  $\lambda = 1$  时优化得到波形  $s_1$  具有最优的干扰噪声抑制能力而对应感知矩阵非相干性太差, 由此也无法在 CSR 中适用. 在实际应用中, 根据雷达工作环境, 在高信干噪比环境中, CSR 选取较小  $\lambda$  优化设计的波形, 而低信干噪比环境中, 必须选取较大的  $\lambda$  值, 使 CSR 能够更好地抑制干扰噪声, 提高检测性能.

波形优化设计目标函数(28)是典型的离散非线性多变量优化问题. 解决此类优化问题目前较成熟的算法有模拟退火(SA), 遗传算法(GA)和粒子群优化法(PSO)等. SA 算法通过模拟物理力学系统在降低系统内能时状态变迁这一物理过程, 实现对复杂多变量目标函数的优化求解<sup>[16]</sup>, 且 SA 融入到优化算法中较好地解决了寻求最优时陷入局部解的问题.

多相编码信号<sup>[17]</sup>具有复杂的相位结构, 优良的抗干扰和低截获概率特性; 它又是一种恒模信号, 能够充分利用发射机的效率. 在此以多相编码信号作为优化模型并采用 SA 算法对式(28)的目标函数进行优化求解获得干扰噪声背景下最优 CSR 相位编码信号  $\tilde{s}$ , 具体 SA 算法求解流程同文献<sup>[16]</sup>.

## 4 仿真结果及分析

设 CSR 发射信号带宽为  $B = 100\text{MHz}$ , 距离分辨单元大小  $\Delta r = c/(2B)$ , 离散采样频率  $f_s = B$ , 相干脉冲积累个数  $L_p = 16$ , 多普勒分析单元  $\Delta f_d$  中参数  $M = 1.5L_p$ , 脉冲宽度  $\tau_s = 128T_s$ , 多相编码信号编码长度  $L = \tau_s/T_s = 128$ , 编码相位个数  $P = 16$ , 发射信号占空比  $\tau_s/T_r = 20\%$ ; 目标散射系数  $a_i$  服从复高斯随机分布, 目标归一化多普勒频率  $\omega_d = 2\pi f_d T_r \in (-\pi/4, \pi/4)$ . 接收机噪声服从复高斯随机分布  $\text{CN}(0, 1)$ , 回波干扰采用复高斯白噪声通过一个 8 阶复自回归模型模拟, 其系统函数为 =

$H(z) = \frac{1}{(1 - (1.2135 + j0.8817)z^{-1} + (0.2163 + j0.6657)z^{-2})^4}$  波形设计时杂波噪声协方差矩阵  $R_c$  由多次杂波噪声样本估计得到.

下面从距离-多普勒成像输出、目标检测成功概率及散射系数估计误差、不同 SSR 算法性能对比等多个角度对 CSR 文献中经常采用的伪随机二相码信号<sup>[5,9]</sup>(PRBC)、线性调频信号<sup>[5,8]</sup>(LMF)、感知矩阵最佳非相干性多相编码信号  $s_0$  与设计的优化多相编码信号进行对比, 以验证本文优化设计方法的有效性及其优化设计信号的优越性.

**实验 1** 距离-多普勒成像输出对比. 假设在 60 至 80 号距离门内随机分布 20 个目标, 目标多普勒频移在所有多普勒分辨单元内均匀随机分布, 散射系数服从复高斯随机分布  $\text{CN}(0, 3)$ , CSR 回波信干噪比  $\text{SINR} = -20\text{dB}$ , 优化波形选取为  $s_{0.9}$ , 即折衷加权因子  $\lambda = 0.9$ , 成像算法采用 OMP 算法. 图 1 给出各信号距离-多普勒成像结果对比, 其中“ $\circ$ ”代表目标所在的真实距离-多普勒分辨单元, “ $*$ ”代表各个信号估计得出的目标所在距离-多普勒分辨单元. 表 1 中列出了各个信号对应的性能参数, 包括 CSM、ACSM、NI-SINR 及目标散射系数估计 RMSE.

可以看出, 在干扰噪声背景下, 传统 PRBC、LMF 波形及优化波形  $s_0$  虽然对应感知矩阵非相干性较优, 然而其感知矩阵不具有干扰抑制能力, 输出 NI-SINR 较低, 引起算法迭代过程中稀疏支撑集识别错误, 正确检测目标个数较少, 目标散射系数估计 RMSE 较大, 距离-多普勒成像质量较低; 而优化多相码信号  $s_{0.9}$  保证在对应感知矩阵非相干性能较小损失的前提下, 算法迭代输出 NI-SINR 较高, 大幅度改善了传统 CSR 信号及优化波形  $s_0$  感知矩阵的干扰噪声抑制性能, 故使得邻近目标分辨受到干扰噪声的影响较小, 能够正确检测所有目标, 且具有较小的目标散射系数估计 RMSE.

**实验 2** 多目标检测成功概率及散射系数估计 RMSE 分析. 假设 CSR 目标场景内存在 20 个目标, 在 1 号至 200 号距离门内随机分布, 回波 SINR 变化范围  $-50\text{dB}$  至  $20\text{dB}$ , 其它目标多普勒频移等实验参数同实验 1. 采用

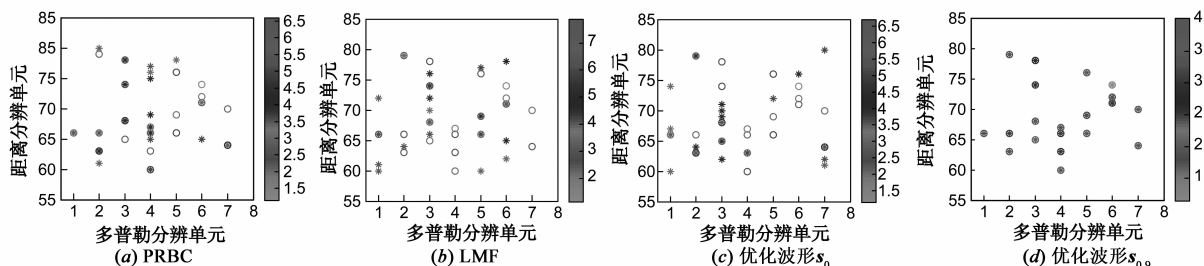


图1 各种信号OMP算法距离-多普勒成像输出对比

表 1 各种不同发射信号对应的性能参数

发射信号	CSM	ACSM	NI-SINR (dB)	RMSE
PRBC	0.1484	0.0084	- 10.4821	17.5738
LMF	0.2071	0.0091	- 12.0661	22.0281
$s_0$	0.1132	0.0074	- 8.8930	16.8508
$s_{0.9}$	0.3287	0.0110	27.3904	0.1173

500 次蒙特卡罗仿真实验对多目标检测成功概率进行统计分析,每次蒙特卡洛实验随机产生目标参数及干扰噪声;当所有目标分辨单元位置均估计正确时,认为检测成功,反之,认为检测不成功.图 2 与图 3 分别给出 PRBC、LMF、 $s_0$  和  $s_{0.9}$  在不同 SINR 条件下的 OMP 算法检测成功概率曲线和目标散射系数 RMSE 曲线.

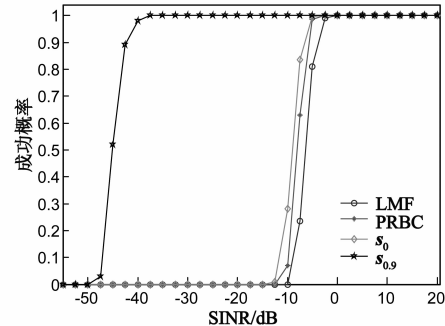


图2 采用OMP算法各信号的检测成功概率曲线

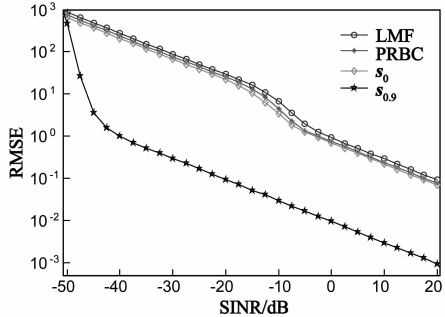


图3 采用OMP算法各信号的目标散射系数RMSE曲线

由图可见,传统 CSR 选取的波形具有类似的性能,优化波形  $s_{0.9}$  较传统 CSR 波形改善最低可检测 SINR 下界约 32dB,可在更低的 SINR 下成功检测目标,其中最低可检测 SINR 下界定义为检测成功概率非零时的最小 SINR 值;而且在同样 SINR 条件下,  $s_{0.9}$  正确检测时的 RMSE 低出传统 CSR 波形将近 2 个数量级,具有更高的散射系数估计精度.

**实验 3** 各种算法性能对比分析.该实验中对不同 SINR 条件下的 OMP 算法、CoSaMP 算法、DS 算法的性能进行分析对比,以便依据实际应用要求选取更适合的 SSR 算法.考虑到算法仿真的运行时间,目标距离、多普勒频移及散射系数选取同实验 1.仿真中采用同一优化

波形  $s_{0.9}$ ,进行 500 次独立蒙特卡罗实验得出三种算法在不同 SINR 条件下的检测成功概率曲线和目标散射系数 RMSE 曲线如图 4 与图 5 所示.可以看出,干扰噪声抑制波形同样能使得 DS、CoSaMP 算法等 SSR 算法在较低 SINR 条件下具有更优良的检测和参数估计性能;在同等条件下,DS 算法较 OMP 算法、CoSaMP 算法检测成功概率曲线上升较快,具有更高的检测成功概率及更优的散射系数估计精度;相比于 DS 算法,OMP 算法、CoSaMP 算法在极低 SINR 条件下输出结果容易发散,导致 CSR 系统不稳定;然而 OMP 算法具有最快的运行速度,可在实时性要求较高的情况下采用;CoSaMP 算法相比前两者算法性能较差,其主要原因是当干扰较大时,算法在每次识别中选取多个相关性最大分量更新信号支撑集,极易受到非白干扰噪声的影响.

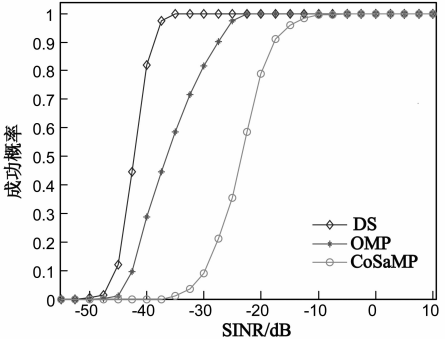


图4 不同SINR条件下各算法的检测成功概率曲线

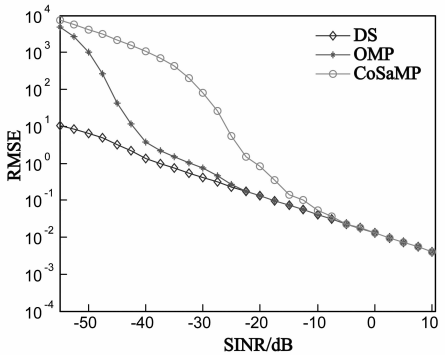


图5 不同SINR条件下各算法的目标散射系数RMSE曲线

5 结论

雷达波形设计一直是雷达领域的一个热点话题,基于对雷达工作环境的感知信息或其它先验知识,自适应地选取发射波形参数能够显著增强雷达系统对目标和环境的信息获取能力,极大地改善雷达性能.本文提出了干扰噪声背景下 CSR 的波形设计方法,较传统波形,优化设计的波形可在更低的 SINR 下成功检测目标;且在同样 SINR 条件下,优化设计波形具有更高的散射系数估计精度,增强了雷达目标场景距离-多普勒

成像的有效性.

## 参考文献

- [1] 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-ming, LIU Dan-hua, GAO Da-hua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070 – 1081. (in Chinese)
- [2] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [3] 刘天鹏, 刘振, 魏玺章. 基于压缩感知的脉间捷变频 SAR 成像研究[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1073 – 1078.  
LIU Tian-peng, LIU Zhen, WEI Xi-zhang. Research on inter-pulse frequency agility SAR imaging via compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1073 – 1078. (in Chinese)
- [4] Potter L C, Ertin E, Parker J T, et al. Sparsity and compressed sensing in radar imaging[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1006 – 1020.
- [5] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging[A]. 2007 IEEE International Radar Conference [C]. Boston, Massachusetts, USA: IEEE, 2007. 128 – 133.
- [6] Herman M A, Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(6): 2275 – 2284.
- [7] Chen C Y, Vaidyanathan P P. Compressed sensing in MIMO radar[A]. 2008 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008. 41 – 44.
- [8] Shi G M, Chen X Y, Qi F, et al. UWB echo signal detection with ultra-low rate sampling based on compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2008, 55(4): 379 – 383.
- [9] Tello A M, López-Dekker F, Mallorquí J J. A novel strategy for radar imaging based on compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(12): 4285 – 4295.
- [10] Tropp J A, Wright S J. Computational methods for sparse solution of linear inverse problems[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 948 – 958.
- [11] Tropp J A. Greed is good: Algorithmic results for sparse approximation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10): 2231 – 2242.
- [12] Donoho D L, Elad M, Temlyakov V N. Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(1): 6 – 18.
- [13] Elad M. Optimized projections for compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(12): 5695 – 5702.
- [14] Needell D. Topics in Compressed Sensing[D]. California: University of California, 2009.
- [15] Wang G H, Lu Y L. Designing single/multiple sparse frequency waveforms with sidelobe constraint[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(1): 32 – 38.
- [16] Deng H. Synthesis of binary sequences with good autocorrelation and crosscorrelation properties by simulated annealing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(1): 98 – 107.
- [17] Levanon N, Mozeson E. Radar Signals[M]. New York: John Wiley & Sons, 2004. 297 – 301.

## 作者简介



**贺亚鹏** 男, 1984 年出生于陕西, 南京理工大学博士, 现就职于中国空间技术研究院西安分院, 工程师, 研究方向为微波遥感、雷达系统设计与信号处理。

E-mail: nhlwkj@foxmail.com



**李洪涛** 男, 1979 年出生于江苏, 南京理工大学电子工程与光电技术学院讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达系统及信号处理技术、高速实时数字信号处理。



**朱晓华** 男, 1966 年出生于江苏, 南京理工大学电子工程与光电技术学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达系统理论与技术、雷达信号理论与应用、高速实时数字信号处理。



**顾 陈** 女, 1980 年出生于江苏, 南京理工大学电子工程与光电技术学院讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达信号分析与处理、阵列信号处理。