

基于贝叶斯压缩感知的噪声 MIMO 雷达稳健目标参数提取方法

王超宇*^① 贺亚鹏^② 朱晓华^① 孙康^①

^①(南京理工大学电子工程与光电技术学院 南京 210094)

^②(中国空间技术研究院微波遥感与数传技术研究所 西安 710000)

摘要: 针对压缩感知雷达(Compressive Sensing Radar, CSR)面临测量噪声、信道干扰及系统精度误差等扰动时,非自适应随机测量值和感知矩阵失配导致传统 CSR 目标参数提取性能下降的问题,该文提出一种基于贝叶斯压缩感知(Bayesian Compressive Sensing, BCS)的噪声 MIMO 雷达稳健目标参数提取方法。文中首先建立了噪声 MIMO 雷达的稀疏感知模型,推导了基于目标参数稀疏贝叶斯模型的联合概率密度函数,随后将 BCS 方法与 LASSO (Least-Absolute Shrinkage and Selection Operator)算法相结合对联合概率密度函数进行优化求解。与传统 CSR 算法相比,该方法能够在 CSR 系统模型存在失配误差时对目标参数进行有效估计,降低了目标参数估计误差,改善了 CSR 目标参数提取的准确性和鲁棒性。计算机仿真验证了该方法的有效性。

关键词: 贝叶斯压缩感知; 噪声 MIMO 雷达; 感知矩阵; 失配

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)10-2498-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01614

A Robust Target Parameter Extraction Method via Bayesian Compressive Sensing for Noise MIMO Radar

Wang Chao-yu^① He Ya-peng^② Zhu Xiao-hua^① Sun Kang^①

^①(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University Science and Technology, Nanjing 210094, China)

^②(Institute of Microwave Remote Sensing and Data Transmission, China Academy of Space Technology, Xi'an 710000, China)

Abstract: This paper explores the theory of Compressive Sensing (CS) in radar and evaluates the perturbing effect on measurement noise, channel inference and radar system accuracy error. The performance of traditional Compressive Sensing Radar (CSR) are sensitivity to the above perturbations, which causing the mismatch between non-adaptive random measurement and sensing matrix. To solve the problem, a robust algorithm via Bayesian Compressive Sensing (BCS) with application to noise MIMO radar is proposed. First, a noise MIMO radar sparse sensing model is established and the jointly probability density function based on sparse Bayesian model is derived. Then the BCS algorithm and Least-Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) algorithm are employed to optimize the jointly probability density function. Comparing with traditional CSR algorithms, this method estimates effectively the parameters of target when existing mismatch in CSR model, reduces the target information estimation error, and enhances the accuracy and robustness of CSR target information extraction. The validity of the proposed method is illustrated by numerical example.

Key words: Bayesian Compressed Sensing (BCS); Noise MIMO radar; Sensing matrix; Mismatch

1 引言

压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论是信息论和信号处理领域的一项新兴技术,在图像处理、无线通信以及生物医学等诸多领域^[1]受到了高度关注。CS 理论^[2]指出, K 稀疏信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$ 可通过求解一个 l_1 范数优化问题,从少量的非自适应随机投影测量值中以较高的概率重建。

实际雷达探测中,目标仅占据少量的分辨单元,

雷达照射区域内的目标回波信号是稀疏的,由此 CS 在雷达信号处理领域中的应用^[2-14]得到了广泛的研究。然而,传统压缩感知雷达(Compressive Sensing Radar, CSR)^[3]方法未考虑测量噪声、系统精度误差(如采样间隔过大、系统抖动误差)及信道干扰等因素对目标参数提取的影响,对应 CSR 系统非自适应随机测量值和感知矩阵失配,导致目标信息提取误差较大^[4]。文献[4]构造了“完全扰动”的稀疏信号模型,推导了感知矩阵受到扰动后的约束等容条件(Restricted Isometry Property, RIP),并通过

BP(Basis Pursuit)算法验证了扰动感知矩阵的分量对稀疏信号重构精度的影响。文献[6]讨论了传统 CS 算法对稀疏基矩阵失配的鲁棒性问题, 推导了稀疏基矩阵失配时稀疏信号重构误差的上界。然而, 文献[4]和文献[6]并未进一步研究测量值和感知矩阵失配时适用的稀疏信号重构方法。文献[7]通过增加测量次数和稀疏基矩阵分辨力的方法降低了感知矩阵失配时稀疏信号的重构误差, 但测量次数较大时, CS 算法的运算量急剧增加, 并且随着稀疏基矩阵分辨力的提高, 感知矩阵的相关系数亦会随之变大, 不能保证感知矩阵满足 RIP 条件, 严重影响了 CS 系统的性能。如何有效抑制噪声和扰动因素的影响, 改善目标参数提取性能, 已成为 CSR 系统亟待解决的重要课题^[4-8]。

本文针对 CSR 系统面临测量噪声、信道干扰及系统精度误差等扰动时目标参数提取能力下降的问题, 提出了基于贝叶斯压缩感知 (Bayesian Compressive Sensing, BCS) 的噪声 MIMO 雷达高分辨稳健目标参数提取方法。该方法具有较好的测量噪声抑制能力, 能够有效降低系统精度误差和信道干扰对感知矩阵的影响, 改善了 CSR 系统目标参数的提取能力。文中首先建立了噪声 MIMO 雷达^[9-12]非自适应随机测量值与感知矩阵均受到扰动的稀疏感知模型, 并利用雷达探测环境中的先验信息推导了基于目标参数稀疏贝叶斯模型^[15,16]的联合概率密度函数, 随后提出了 BCS 方法和 LASSO^[8,17] (Least-Absolute Shrinkage and Selection Operator) 算法相结合的目标参数提取方法, 迭代优化出较高精度的目标参数估计值。与传统的 CoSaMP (Compressive Sampling Matching Pursuit), OMP (Orthogonal Matching Pursuit) 等方法相比, 本文方法能够有效改善 CSR 系统非自适应随机测量值和感知矩阵失配时目标信息提取误差较大的问题, 具有更稳健的目标参数估计性能。

2 稀疏感知模型

2.1 噪声 MIMO 雷达稀疏感知模型

单基地 MIMO 雷达系统的发射和接收阵列为均匀线阵, 由 M_t 个发射阵元和 M_r 个接收阵元组成, 其中发射阵元的间距记为 Δ_t , 接收阵元的间距记为 Δ_r 。

设噪声 MIMO 雷达的各发射阵元同时发射 M_t 个相互正交的窄带噪声调频信号, 第 m 路发射信号为

$$s_m(t) = \sqrt{\frac{P_r}{M_t}} \exp\{j[2\pi f_0 t + \theta_m(t)]\} \quad (1)$$

式中 f_0 为载波频率, P_r 为噪声 MIMO 雷达的总发射功率, $\theta_m(t) = 2\pi K_{\text{FM}} \int_0^t n_m(t') dt'$ 为噪声调频信号的随机相位项, 其中 K_{FM} 为调频斜率, $n_m(t')$ 为零均值、广义平稳的高斯调制噪声。

设发射波形经离散化采样后, 第 m 路发射信号矢量为

$$\mathbf{s}_m = [s_m(0), s_m(1), \dots, s_m(L-1)]^T \quad (2)$$

式中 L 为序列长度, $m = [1, 2, \dots, M_t]$, T 表示转置。

假设将噪声 MIMO 雷达目标场景分为 N_d 个多普勒分辨单元, 其中第 d 个多普勒分辨单元的多普勒频率表示为 ω_d , $d = [1, 2, \dots, N_d]$, 则第 i 路含有多普勒频移 ω_d 的信号为^[9]

$$s_i(\omega_d) = s_i \odot \theta(\omega_d) \quad (3)$$

式中 $\theta(\omega_d) = [1, \exp(j\omega_d), \dots, \exp(j(L-1)\omega_d)]^T$, \odot 表示 Hadamard 积。根据式(3), 第 d 个多普勒分辨单元的信号 $\{s_i(\omega_d)\}_{i=1}^{M_t}$ 可表示为 $\mathbf{S}_d \in \mathcal{C}^{L \times M_t}$

$$\mathbf{S}_d = [\mathbf{s}_1(\omega_d), \dots, \mathbf{s}_{M_t}(\omega_d)] \quad (4)$$

同理, 将噪声 MIMO 雷达目标场景分为 N_r 个距离分辨单元, 目标回波间最大的距离(即第 1 个与最后一个距离分辨单元之间的距离)为 $N_r - 1$, 令 $\tilde{\mathbf{S}}_d$ 表示首个距离分辨单元的回波信号^[9]

$$\tilde{\mathbf{S}}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_d \\ \mathbf{0}_{(N_r-1) \times M_t} \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据噪声 MIMO 雷达天线阵列与目标场景的相对位置关系, 将整个雷达目标场景划分为 N_a 个角度分辨单元, $\{\theta_a\}_{a=1}^{N_a}$, 因此发射阵列和接收阵列在 θ_a 处的导向矢量可分别表示为^[9]

$$\mathbf{a}_a = \left[1, \exp(-j2\pi\Delta_t \sin(\theta_a)/\lambda_0), \dots, \exp(-j2\pi(M_t-1)\Delta_t \sin(\theta_a)/\lambda_0) \right] \quad (6)$$

$$\mathbf{b}_a = \left[1, \exp(-j2\pi\Delta_r \sin(\theta_a)/\lambda_0), \dots, \exp(-j2\pi(M_r-1)\Delta_r \sin(\theta_a)/\lambda_0) \right] \quad (7)$$

其中 θ_a 表示第 a 个角度分辨单元, λ_0 为载波波长。

假设目标位于发射和接收阵列的远场位置, 那么接收阵列的目标回波信号可表示为^[18]

$$\mathbf{Y} = \sum_{r=1}^{N_r} \sum_{a=1}^{N_a} \sum_{d=1}^{N_d} \alpha_{r,a,d} \mathbf{D}^r \tilde{\mathbf{S}}_d \boldsymbol{\Theta} + \mathbf{E} \quad (8)$$

式中 $\alpha_{r,a,d}$ 为雷达目标场景中目标的复反射系数, $\boldsymbol{\Theta} = \mathbf{a}^T \mathbf{b}$ 为导向矢量矩阵, \mathbf{E} 为回波信号中的加性高斯白噪声, \mathbf{D}^r 表示第 r 个距离单元回波信号的时延矩阵

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 1 & & & 0 \\ & & \ddots & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & 1 \\ 0 & & & & \end{bmatrix}_{(L+N_r-1) \times (L+N_r-1)} \quad (9)$$

为了构造 CSR 的表达形式, 将接收阵列的回波信号改写为向量形式 $\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{Y}) \in \mathcal{C}^{M_r(L+N_r-1) \times 1}$, 同理 $\mathbf{v}_{r,a,d} = \text{vec}(\mathbf{D}^r \tilde{\mathbf{S}}_d \Theta) \in \mathcal{C}^{M_r(L+N_r-1) \times 1}$, $\mathbf{e} = \text{vec}(\mathbf{E}) \in \mathcal{C}^{M_r(L+N_r-1) \times 1}$, 其中 $\text{vec}(\cdot)$ 表示矩阵向量化运算^[9].

$$\mathbf{A} = [\mathbf{v}_{1,1,1}, \mathbf{v}_{1,1,2}, \dots, \mathbf{v}_{N_r, N_a, N_d}] \quad (10)$$

$$\mathbf{x} = [\alpha_{1,1,1}, \alpha_{1,1,2}, \dots, \alpha_{N_r, N_a, N_d}]^T \quad (11)$$

根据式(10), 式(11)以及回波信号 \mathbf{y} , 式(8)可改写为

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (12)$$

2.2 扰动的噪声 MIMO 雷达稀疏感知模型

一般情况下, CSR 系统通过均匀量化雷达探测环境中的部分参数获得感知矩阵, 并未考虑信道干扰和系统精度误差等因素对感知矩阵的扰动。例如, CSR 系统分辨单元(如: 距离、速度、角度分辨单元)均匀分布于雷达探测环境中, 然而现实中无法保证目标准确地出现在分辨单元的网格上, 导致 CSR 系统对目标回波的非自适应随机测量值与感知矩阵失配, 影响了传统 CSR 算法目标信息矢量估计性能。

针对感知矩阵面临的扰动, 设 $\mathbf{P} = \mathbf{B}\mathbf{\Delta}$ 为 \mathbf{A} 对应的扰动矩阵, 其中 \mathbf{B} 是与感知矩阵 \mathbf{A} 维数相同的列归一化高斯随机矩阵, $\mathbf{\Delta} = \text{diag}(\boldsymbol{\beta})$, $\boldsymbol{\beta}$ 是 K 稀疏向量且 $\boldsymbol{\beta} \in [-r, r]_{N_r, N_a, N_d \times 1}$, r 表示感知矩阵受扰动程度的变量。

$$\beta_l = \begin{cases} \varsigma, & l \in L(\mathbf{x}) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}, \quad l = 1, \dots, N_r, N_a, N_d \quad (13)$$

式中 $L(\mathbf{x})$ 表示噪声 MIMO 雷达稀疏感知模型中目标信息矢量 \mathbf{x} 非零元素的位置, $\varsigma \in [-r, r]$ 。

将扰动矩阵 \mathbf{P} 引入式(12)中, 可得到扰动的噪声 MIMO 雷达稀疏感知模型

$$\mathbf{y} = (\mathbf{A} + \mathbf{P})\mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (14)$$

由式(14)可知, 噪声向量 \mathbf{e} 与扰动矩阵 \mathbf{P} 对目标信息矢量的影响可归纳为“加性”扰动和“乘性”扰动^[4]。传统 CSR 目标参数提取方法在运算过程中对测量噪声等“加性”扰动进行了约束, 但未考虑信道干扰和系统精度误差等因素对感知矩阵的影响, 因此无法保证感知矩阵受到扰动后 CSR 目标参数提取的有效性和稳健性。针对上述问题, 本文提出了有效降低“加性”扰动和“乘性”扰动影响的 CSR 目标参数提取方法。

3 扰动背景下 MIMO-CSR 的目标参数提取

3.1 目标参数稀疏贝叶斯模型

设接收阵列的回波信号 \mathbf{y} 满足贝叶斯模型 (Bayesian Model)^[16]

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) \sim CN(\mathbf{y} | (\mathbf{A} + \mathbf{P})\mathbf{x}, \eta \mathbf{I}) \quad (15)$$

式中 η 为噪声功率, $CN(\mathbf{y} | (\mathbf{A} + \mathbf{P})\mathbf{x}, \eta \mathbf{I}) = (2\pi\eta)^{-M_r(L+N_r-1)/2} \exp(-\|\mathbf{y} - (\mathbf{A} + \mathbf{P})\mathbf{x}\|_2^2 / (2\eta))$ 。需要说明, 由于噪声向量 \mathbf{e} 表示加性高斯白噪声, 其均匀分布于 $[0, \infty)$ 的距离范围内, 故噪声功率 η 的分布可近似为 $p(\eta) \approx 1$ ^[9]; $\boldsymbol{\beta}$ 中的 K 个非零元素均匀分布于 $[-r, r]$, 故 $p(\boldsymbol{\beta}) = (1/2r)^K$ 。

假设式(15)中 \mathbf{x} 服从拉普拉斯先验分布^[16], 那么 $p(\mathbf{x})$ 可近似表示为

$$p(\mathbf{x}) \approx \exp(-2\|\mathbf{x}\|_1) \quad (16)$$

根据式(15), 式(16), $p(\boldsymbol{\beta})$ 以及 $p(\eta)$ 可知, 测量向量、目标信息矢量、扰动矩阵以及噪声功率等 CSR 系统参数的联合概率密度函数可表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) &= p(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) p(\mathbf{x}) p(\boldsymbol{\beta}) p(\eta) \\ &\approx (2\pi\eta)^{-M_r(L+N_r-1)/2} \\ &\quad \cdot \exp\left(-\|\mathbf{y} - (\mathbf{A} + \mathbf{P})\mathbf{x}\|_2^2 / (2\eta)\right) \exp(-2\|\mathbf{x}\|_1) \end{aligned} \quad (17)$$

为了分析方便, 式(17)改写为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) &= -\ln p(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) \\ &= \left(M_r(L+N_r-1)/2\right) \ln(2\pi\eta) \\ &\quad + \|\mathbf{y} - (\mathbf{A} + \mathbf{P})\mathbf{x}\|_2^2 / (2\eta) + 2\|\mathbf{x}\|_1 \end{aligned} \quad (18)$$

3.2 扰动背景下 MIMO-CSR 目标参数提取方法

目前, 针对稀疏贝叶斯模型主要有 RVM^[19] (Relevance Vector Machine) 和 MAP^[20] (Maximum A Posteriori) 等分析方法。RVM 在迭代过程中引入了超参数等变量, 算法复杂度较高; MAP 通过最大化联合概率密度函数, 实现对复杂多变量目标函数的优化求解, 相比 RVM 具有较高的运算效率, 在贝叶斯压缩感知中得到了广泛应用。

本节提出一种基于 MAP 的分析方法, 通过求解联合概率密度函数的最大值, 对 \mathbf{x} , η 和 $\boldsymbol{\beta}$ 3 个未知变量进行交替迭代优化, 并在迭代优化目标信息矢量 \mathbf{x} 最优值时引入了共轭梯度最小二乘算法^[9], 以达到快速收敛的目的。由式(17), 式(18)以及 MAP 方法可知

$$\max p(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) \Leftrightarrow \min f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) \quad (19)$$

根据上述分析, 当 η 和 $\boldsymbol{\beta}$ 固定时, 容易得到 \mathbf{x} 使 $f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta)$ 取得最小值, 即令 $(d/d\mathbf{x}^H)f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta)$

= 0。

$$\begin{aligned} (d/dx^H)f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) &= (\mathbf{A} + \mathbf{P})^H (\mathbf{A} + \mathbf{P}) \mathbf{x} / (2\eta) - (\mathbf{A} \\ &+ \mathbf{P})^H \mathbf{y} / (2\eta) + \boldsymbol{\Lambda}^{-1} \mathbf{x} = 0 \end{aligned} \quad (20)$$

$\boldsymbol{\Lambda} =$

$$\begin{bmatrix} |\mathbf{x}(1,1)| & & & & \\ & |\mathbf{x}(2,1)| & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & |\mathbf{x}(N_r N_a N_d, 1)| \end{bmatrix}_{N_r N_a N_d \times N_r N_a N_d} \quad (21)$$

同理, η 也可通过固定另外两个变量使目标函数取得最小值得到, 即令 $(d/d\eta)f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) = 0$ 。

$$\begin{aligned} (d/d\eta)f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) &= M_r (L + N_r - 1) / 2\pi \\ &- \|\mathbf{y} - (\mathbf{A} + \mathbf{P}) \mathbf{x}\|_2^2 / \eta = 0 \end{aligned} \quad (22)$$

当 \mathbf{x} 和 η 固定时, 使 $f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta)$ 取得最小值的 $\boldsymbol{\beta}$ 可表示为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\beta} &= \arg \min_{\boldsymbol{\beta} \in [-r, r]_{N_r N_a N_d \times 1}} f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \eta) \\ &= \arg \min_{\boldsymbol{\beta} \in [-r, r]_{N_r N_a N_d \times 1}} \|\mathbf{y} - (\mathbf{A} + \mathbf{P}) \mathbf{x}\|_2^2 \\ &= \arg \min_{\boldsymbol{\beta} \in [-r, r]_{N_r N_a N_d \times 1}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{B} \cdot \text{diag}(\mathbf{x}) \cdot \boldsymbol{\beta}\|_2^2 \end{aligned} \quad (23)$$

需要指出, $\boldsymbol{\beta}$ 与 \mathbf{x} 是稀疏度相同的向量, 并且式(23)与 LASSO 算法的形式保持一致, 因此 $\boldsymbol{\beta}$ 可利用 LASSO 算法求得。根据式(20), 式(22)和式(23), \mathbf{x} , η 和 $\boldsymbol{\beta}$ 3 个未知变量可交替迭代进行优化求解, 其过程如下:

步骤 1 设迭代次数 $t = 0$ 并初始化 \mathbf{x} , η 和 $\boldsymbol{\beta}$

$$\mathbf{x}^{(0)}(n, 1) = \left| \mathbf{a}_n^H \mathbf{y} / \mathbf{a}_n^H \mathbf{a}_n \right|^2 \quad (24)$$

$$\boldsymbol{\beta}^{(0)} = 0 \quad (25)$$

$$\eta^{(0)} = 2\pi \|\mathbf{y} - (\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(0)}) \mathbf{x}^{(0)}\|_2^2 / (M_r (L + N_r - 1)) \quad (26)$$

式(24)中, \mathbf{a}_n 是感知矩阵 \mathbf{A} 的第 n 列, $n = 1, \dots, N_r N_a N_d$;

步骤 2 根据式(20)求解 $\mathbf{x}^{(t)}$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{(t)} &= \left[(\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(t-1)})^H (\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(t-1)}) - 2\eta^{(t-1)} (\boldsymbol{\Lambda}^{(t-1)})^{-1} \right]^{-1} \\ &\cdot (\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(t-1)})^H \mathbf{y} \\ &= \boldsymbol{\Lambda}^{(t-1)} (\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(t-1)})^H \left[(\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(t-1)}) \boldsymbol{\Lambda}^{(t-1)} \right. \\ &\left. \cdot (\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(t-1)})^H + 2\eta^{(t-1)} \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{y} \end{aligned} \quad (27)$$

需要指出, 为了降低求解式(27)的运算复杂度, 本文利用共轭梯度最小二乘算法进行求解;

步骤 3 根据式(22)求解 $\eta^{(t)}$

$$\eta^{(t)} = 2\pi \|\mathbf{y} - (\mathbf{A} + \mathbf{P}^{(t-1)}) \mathbf{x}^{(t)}\|_2^2 / (M_r (L + N_r - 1)) \quad (28)$$

步骤 4 根据式(23)求解 $\boldsymbol{\beta}^{(t)}$

$$\boldsymbol{\beta}^{(t)} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta} \in [-r, r]_{N_r N_a N_d \times 1}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}^{(t)} - \mathbf{B} \cdot \text{diag}(\mathbf{x}^{(t)}) \cdot \boldsymbol{\beta}\|_2^2 \quad (29)$$

步骤 5 若满足终止条件 $\|\mathbf{x}^{(t)} - \mathbf{x}^{(t-1)}\|_2^2 / \|\mathbf{x}^{(t)}\|_2^2 \leq \varepsilon$ 时, 则迭代终止; 否则, 循环迭代至步骤 2。其中, ε 是一较小的正数。

4 仿真结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 假设噪声 MIMO 雷达各发射阵元同时发射相互正交的窄带噪声调频连续波信号, 载波频率 $f_0 = 10$ GHz, 工作波长 $\lambda = 0.03$ m, 发射阵元数 $M_t = 5$, 阵元间距 $\Delta_t = 3\lambda$, 接收阵元数 $M_r = 5$, 阵元间距 $\Delta_r = \lambda/2$; 噪声调频连续波信号采样时间间隔 $T_s = 0.64$ μ s, 回波信号处理长度 $T_p = 51.2$ μ s, 发射波形离散化总数 $L = T_p/T_s$, 噪声相位项调频斜率 $K_{FM} = 1/(T_p T_s)$ 。设噪声 MIMO 雷达远场照射区域距离分辨单元总数 $N_r = 30$, 角度分辨单元总数 $N_a = 17$, 多普勒频率分辨单元总数 $N_d = 31$ 。下文分别在非自适应随机测量值和感知矩阵受到扰动的背景下, 对本文提出的目标参数提取方法进行数值仿真并与传统的 CSR 方法进行对比, 以验证其有效性和稳健性。本文信噪比为 $10 \lg(\text{tr}(\mathbf{S}^H \mathbf{S})/L\eta)$, 多目标参数估计均方根误差为 $\sigma_{\text{RMSE}} = \sum_{j=1}^J (\|\hat{\mathbf{x}}_j - \mathbf{x}_j\|_2 / \|\mathbf{x}_j\|_2) / J$, 其中 $\hat{\mathbf{x}}_j$ 和 \mathbf{x}_j 分别为第 j 次蒙特卡洛实验多目标信息矢量估计值和真实值, J 为独立蒙特卡洛实验次数。

实验 1 不同信噪比下各算法目标参数提取性能对比。设雷达探测环境中存在 8 个随机均匀分布在不同雷达分辨单元的目标, 每个目标的复反射系数服从复高斯分布 $CN(0, 1)$, 噪声 MIMO 雷达的感知矩阵受信道干扰及系统精度误差等因素的扰动(设 $r = 5$)。图 1 为 SNR = 8 dB 时, 本文方法, CoSaMP, OMP 以及 FOCUSS 等算法目标信息矢量估计结果对比, 其中 l 表示目标信息矢量 \mathbf{x} 中各个元素的位置。图 2 为非自适应随机测量值对应测量噪声不同(即信噪比 SNR $\in [5$ dB, 15 dB])时, 各算法对目标信息矢量估计均方根误差的 500 次蒙特卡洛实验结果对比。由图可见, 不同信噪比下本文方法对目标信息矢量的估计误差小于几种传统的 CSR 目标参数提取方法, 验证了本文方法具有更好的测量噪声抑制能力。图 3 为不同信噪比下, 本文方法对感知矩阵扰动向量 $\boldsymbol{\beta}$ 估计均方根误差的 500 次蒙特卡洛实

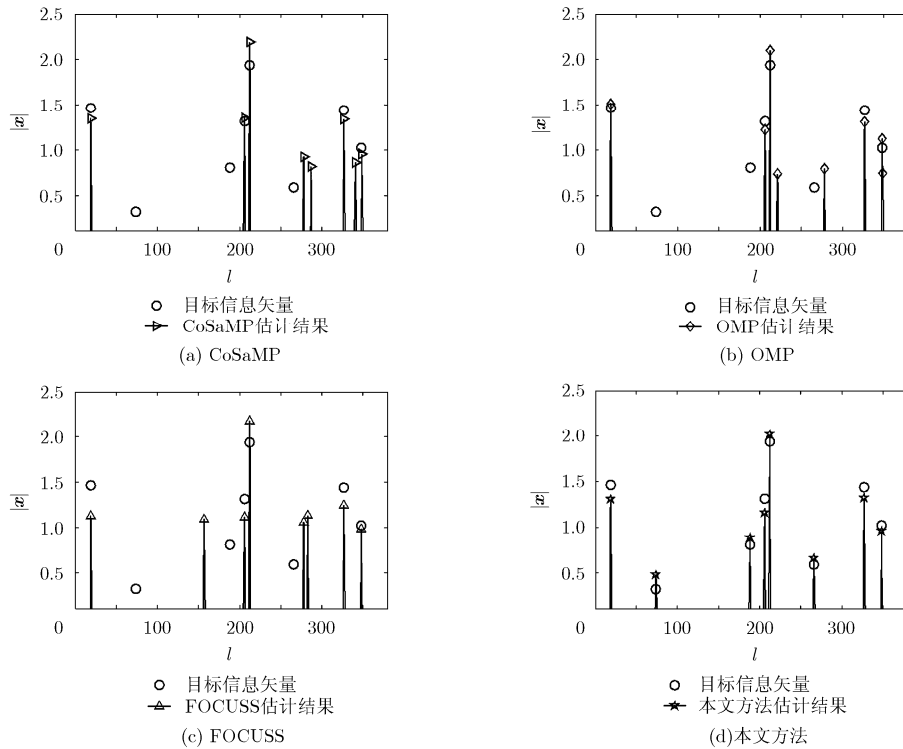


图1 各算法目标信息矢量估计结果($\text{SNR} = 8 \text{ dB}$, $r = 5$)

验结果。可以看出, 随信噪比的升高, β 的估计误差不断降低, 说明本文方法对扰动矩阵的估计精度随着信噪比的改善有着明显的提高。

对比几种目标参数提取方法, 本文方法性能更优的原因是其利用了雷达探测环境中的部分先验信息建立了基于目标参数稀疏贝叶斯模型的联合概率密度函数, 从概率的角度考虑了雷达探测环境中噪声和扰动矩阵对 CSR 系统的影响, 并通过 CSR 系统参数的交替迭代使噪声功率和扰动向量的估计误差逐步减小, 从而提高了目标信息矢量的估计精度。相比而言, 由于扰动因素的影响使非自适应随机测量值和感知矩阵中每列的相关性发生变化, 导致 CoSaMP 和 SP 算法在选取多个相关性最大分量更新信号支撑集的过程中极易出现错误, 无法在有限次循环迭代内收敛到合理的估计值, 最终输出结果误差较大; OMP 算法较 CoSaMP 和 SP 算法性能稍好, 主要得益于该算法每次迭代时只选取一个相关性最大的分量更新信号支撑集, 减少了出错概率, 但 OMP 算法对扰动因素敏感的本质并未改变, 故其目标参数提取能力劣于本文方法; FOCUSS 算法迭代优化目标信息矢量的过程中未考虑感知矩阵扰动因素的影响, 且受限于噪声功率的预估计精度, 因此目标信息矢量估计误差较大。

实验 2 感知矩阵受到扰动时各算法目标参数

提取性能对比。设 $\text{SNR} = 15 \text{ dB}$, 其它参数设置与实验 1 相同, 图 4 对比了本文方法, CoSaMP, SP, OMP 以及 FOCUSS 等算法在 $r \in [5, 10]$ 时的目标信息矢量 \mathbf{x} 估计均方根误差的 500 次蒙特卡洛实验结果。图 5 为扰动向量 β 估计均方根误差随 r 变化的关系曲线。由图可见, CoSaMP, SP, OMP 和 FOCUSS 等算法由于扰动矩阵改变了感知矩阵的结构, 对应非自适应随机测量值和感知矩阵失配, 使得目标信息矢量的估计误差较大, 并且随着感知矩阵扰动程度的加剧, 目标参数提取能力出现明显劣化, 导致 CSR 系统输出不稳定; 本文方法以较高精度估计了扰动向量, 降低了扰动矩阵对 CSR 系统的影响, 使得目标信息矢量估计误差并未随着感知矩阵扰动程度的加剧出现较大变化, 验证了感知矩阵受到扰动时本文方法目标参数提取能力较传统 CSR 算法具有更高的稳健度。

实验 3 目标数量对目标参数提取性能的影响。设 $\text{SNR} = 15 \text{ dB}$, $r = 5$, 采用 500 次蒙特卡洛实验统计平均分析本文方法, CoSaMP, SP, OMP 和 FOCUSS 等算法对目标信息矢量 \mathbf{x} 估计均方根误差关于目标数量变化的曲线如图 6 所示。本文方法对扰动向量 β 估计均方根误差随着目标数量变化的关系曲线如图 7 所示。由图可见, 本文方法较几种传统的 CSR 算法对目标信息矢量估计误差更小, 且估计误

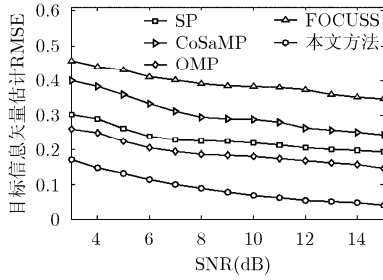


图2 目标信息矢量估计 RMSE随SNR变化曲线

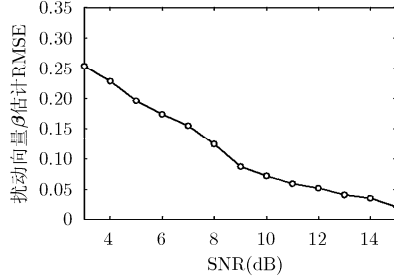


图3 扰动向量 β 估计 RMSE随SNR变化曲线

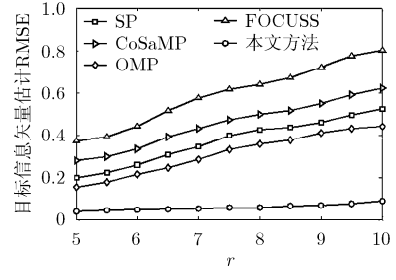


图4 目标信息矢量估计 RMSE随r变化曲线

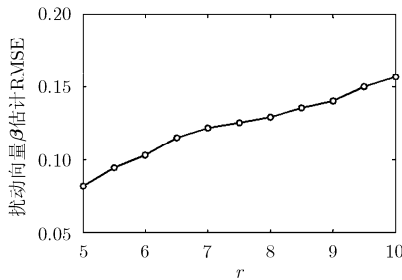


图5 扰动向量 β 估计 RMSE随r变化曲线

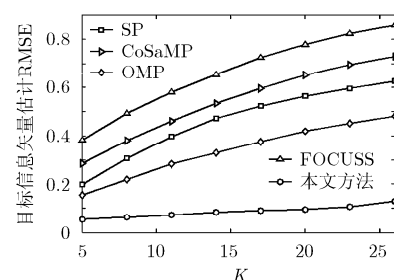


图6 目标信息矢量估计 RMSE关于K变化曲线

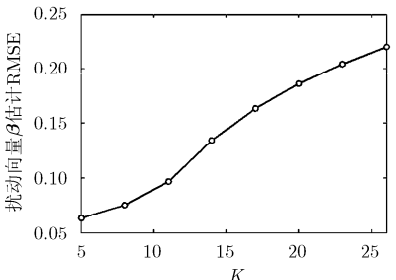


图7 扰动向量 β 估计 RMSE关于K变化曲线

差曲线上升较缓；CoSaMP, SP及OMP等算法随着目标数量的增加，在迭代更新信号支撑集的过程中出错概率增大，使得估计误差不断扩大；FOCUSS算法由于在迭代优化过程中缺少对感知矩阵扰动因素的约束，导致目标信息矢量估计精度随着目标数量增加出现明显的下降。相比而言，虽然本文方法对扰动向量 β 的估计性能随着目标数量的增加有所下降，但由于其估计误差限定在一定范围之内，对CSR系统抑制扰动矩阵能力的影响不大，因此目标信息矢量的估计精度随着目标数量的增多有所下降，但并未出现较大波动。进一步验证了在非自适应随机测量值和感知矩阵均受到扰动时，本文方法的目标参数提取能力较传统CSR算法具有更好的有效性和稳健性。

5 结论

当存在测量噪声、信道干扰及系统精度误差等扰动时，非自适应随机测量值和感知矩阵失配会导致传统CSR目标参数提取性能的急剧下降，如何有效降低CSR工作环境中扰动因素对目标参数提取的影响，是设计实用CSR系统必须考虑和解决的难题。本文将BCS方法与LASSO算法相结合，提出一种稳健的基于贝叶斯压缩感知的噪声MIMO雷达目标参数提取方法，显著降低了测量噪声、信道干扰及系统精度误差对CSR系统的影响，改善了目标参数的提取能力。与传统CSR算法相比，该方法

具有目标信息矢量估计误差小，鲁棒性好等优点，由此增强了存在失配时CSR目标参数提取的稳健性和的有效性。

参考文献

- [1] Candes J, Romberg J, and Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [2] Yao Y, Athina P, and Vincent P. Measurement matrix design for compressive sensing based MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(11): 5338-5352.
- [3] Yao Y, Athina P, and Vincent P. CSSF MIMO radar: compressive sensing and step frequency based MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(2): 1490-1504.
- [4] Matthew H and Thomas S. General deviants: an analysis of perturbations in compressed sensing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Special Issue on Compressed Sensing*, 2010, 4(2): 342-349.
- [5] Gleichman S and Eldar Y. Blind compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(10): 6958-6975.
- [6] Chi Y, Louis S, Ali P, et al. Sensitivity to basis mismatch in compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(5): 2182-2195.
- [7] Daniel C, Parastoo S, and Rodney K. Effects of

- basis-mismatch in compressive sampling of continuous sinusoidal signals[C]. Proceedings of the 2010 2nd International Conference on Future Computer and Communication, Canberra, 2010: 2739-2743.
- [8] Zhu H, Geert L, and Georgios G. Sparsity-cognizant total least-squares for perturbed compressive sampling[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(5): 2002-2016.
- [9] Xing T, William R, Jian L, *et al.* Sparse learning via iterative minimization with application to MIMO radar imaging[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(3): 1088-1101.
- [10] Yao Y, Athina P, and Vincent P. MIMO radar using compressive sampling[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(1): 146-163.
- [11] 武昕, 王岩飞, 刘畅. 基于压缩感知理论的随机噪声雷达目标检测算法研究[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(7): 1609-1615.
Wu Xin, Wang Yan-fei, and Liu Chang. A target detection algorithm based on compressive sensing for random noise radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(7): 1609-1615.
- [12] 江海, 林月冠, 张冰尘, 等. 基于压缩感知的随机噪声成像雷达[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(3): 672-676.
Jiang Hai, Lin Yue-guan, Zhang Bing-chen, *et al.* Random noise imaging radar based on compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(3): 672-676.
- [13] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651-1662.
Jiao Li-cheng, Yang Shu-yuan, Liu Fang, *et al.* Development and prospect of compressive sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(7): 1651-1662.
- [14] 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 compressive sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [15] Ji S, Xue Y, and Lawrence C. Bayesian compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2346-2356.
- [16] Derin B, Rafael M, and Aggelos K. Bayesian compressive sensing using Laplace priors[J]. *IEEE Transactions on Imaging Processing*, 2010, 19(1): 53-63.
- [17] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the Lasso[J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1996, 58(1): 267-288.
- [18] Mehmet T and Ali G. Analysis of unknown velocity and target off the grid problems in compressive sensing based subsurface imaging[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Ankara, 2011: 2880-2883.
- [19] Tipping E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 211-244.
- [20] Bhaskar D, Kjersti E, Shane F, *et al.* Subset selection in noise based on diversity measure minimization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(3): 760-770.
- 王超宇: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理、稀疏阵列 MIMO 雷达成像、压缩感知雷达信号采样与处理等。
- 贺亚鹏: 男, 1984年生, 工程师, 研究方向为雷达遥感系统设计及其信号处理等。
- 朱晓华: 男, 1966年生, 教授, 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等。