

分布式雷达稀疏成像的重构特性与布站优化

王 硕, 陈卫东

(中国科学院电磁空间信息重点实验室, 中国科学技术大学, 安徽合肥 230027)

摘要:从分布式雷达稀疏成像角度分析了目标稀疏重构性能与分布式雷达收发布站之间的关系. 在建立分布式雷达稀疏成像模型的基础上, 推导了重构矩阵互相关系数与分布式雷达系统参数的关系式, 并指出在给定系统参数和成像场景划分方式下, 互相关系数仅与各收发站的单位指向向量有关. 据此, 以最小化互相关系数为目标函数, 对雷达布站进行了优化布局, 并通过仿真试验对重构性能的改善进行了验证.

关键词:分布式雷达; 稀疏成像; 互相关系数; 布站优化

中图分类号: TN958.97 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2014.04.007

引用格式: Wang Shuo, Chen Weidong. Reconstruction characteristic and station layout optimization of distributed radar sparse imaging[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2014, 44(4): 303-309.

王硕, 陈卫东. 分布式雷达稀疏成像的重构特性与布站优化[J]. 中国科学技术大学学报, 2014, 44(4): 303-309.

Reconstruction characteristic and station layout optimization of distributed radar sparse imaging

WANG Shuo, CHEN Weidong

(Key Laboratory of Electromagnetic Space Information of CAS, USTC, Hefei 230027, China)

Abstract: The relationship between target reconstruction and station layout in distributed radar sparse imaging system was studied. Based on the sparse imaging model of the distributed radar, the relationship between mutual coherence of measurement matrix and system parameters was derived. Furthermore, it was presented that the mutual coherence was decided only by unit station direction vector under the given conditions of radar parameters and imaging scene partition. Therefore, the cost function "minimization of mutual coherence" was utilized for station layout optimization. Simulation results are provided to demonstrate the performance improvement of the proposed method.

Key words: distributed radar; sparse imaging; mutual coherence; station layout optimization

收稿日期: 2013-11-14; 修回日期: 2014-02-27

基金项目: 国家自然科学基金(61172155)资助.

作者简介: 王硕, 男, 1981年生, 博士生. 研究方向: 雷达成像. E-mail: tention@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 陈卫东, 博士/教授. E-mail: wdchen@ustc.edu.cn

0 引言

分布式雷达成像主要是指利用空间上充分展开的多发射机和多接收机同时进行目标观测的一种成像方式,着重强调的是多发射机之间和多接收机之间相对于目标的空间展开性.由于发射机和接收机的展开构型可能是不固定的,甚至是时变的,因而统称为分布式雷达.研究表明^[1-4],分布式雷达成像可以利用多发多收的空间卷积特性获得目标的“多通道”观测采样,这些观测采样与目标散射函数之间构成了傅里叶变换关系,从而为一次快拍下的目标成像提供了可能.

在实际应用中,系统的复杂性和可用性都是难以解决的问题,构造数量众多并且空间充分展开的多发多收分布式雷达系统通常是不现实的.此外,显著减少分布式雷达的收发数目也会导致目标观测“通道”过少,即对目标空间的独立采样是欠采样的,此时传统的基于傅里叶变换的匹配滤波成像方法难以获得良好的目标反演效果^[5-6],甚至完全失效,因此,文献[7]通过引入目标散射点特性的稀疏先验信息,提出了针对欠定成像方程 $\mathbf{y} = \Psi\boldsymbol{\sigma}$ 的稀疏成像方法.所谓稀疏成像是利用压缩感知技术对欠定方程进行求解进而实现目标重构,其中欠定矩阵 Ψ 称为稀疏重构矩阵.

在文献[7]的基础上,本文重点探讨了稀疏成像性能与分布式雷达收发站布局(即收发站的空间展开性)的关系.通过推导和分析稀疏重构矩阵互相关系数与分布式雷达系统参数的关系,指出了重构矩阵互相关性对稀疏重构性能的制约,即重构矩阵的互相关系数越小,则目标可观测的稀疏度上限就越大^[8-9],目标稀疏重构的精度也越高,并且成像的抗噪声能力也就越强.当给定雷达系统参数和成像场景划分方式后,本文利用互相关系数与各收发站的单位指向矢量关系,以最小化互相关系数为准则,对分布式雷达布站进行了优化,通过仿真试验对重构性能的改善进行了验证.

1 分布式雷达稀疏成像模型

图 1 给出了球坐标系下分布式雷达分置发射机、接收机和目标组成的构型示意图.设第 m 个发射机 T_m 的坐标为 $(r_m, \theta_m, \varphi_m)$ ($m=1, 2, \dots, M, M$ 为发射机数目),其位置矢量为 $\mathbf{r}_m = r_m (\cos\theta_m \sin\varphi_m, \cos\theta_m \cos\varphi_m, \sin\theta_m)$;第 n 个接收机 R_n 的坐标为 $(r_n,$

$\theta_n, \varphi_n)$ ($n=1, 2, \dots, N, N$ 为接收机数目),位置矢量为 $\mathbf{r}_n = r_n (\cos\theta_n \sin\varphi_n, \cos\theta_n \cos\varphi_n, \sin\theta_n)$;目标上某散射点 P 的坐标为 (r, θ, φ) ,位置矢量为 $\mathbf{r} = r (\cos\theta \sin\varphi, \cos\theta \cos\varphi, \sin\theta)$.

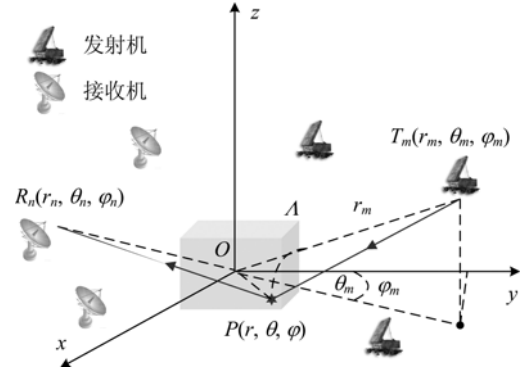


图 1 分布式雷达成像构型示意图

Fig. 1 Distributed radar imaging schematic

设发射机 T_m 的信号形式为

$$s_m(t) = u_m(t) \cdot e^{j2\pi f_m t} \quad (1)$$

式中, $u_m(t)$ 为发射信号的复包络, f_m 为载频.假设目标处于成像空间 Δ 中,即 $\mathbf{r} \in \Delta$,则发射机 T_m 的信号经目标反射到达接收机 R_n 的形式为

$$s_{nm}(t) = \iiint_{\Delta} A(\mathbf{r}) \sigma(\mathbf{r}) u_m(t - \tau_{nm}(\mathbf{r})) \cdot e^{j2\pi f_m (t - \tau_{nm}(\mathbf{r}))} d\mathbf{r} + n_n(t) \quad (2)$$

式中, $A(\mathbf{r})$ 为传播路径衰减.不失一般性,令 $A(\mathbf{r}) = 1$, $\sigma(\mathbf{r})$ 为目标的复散射系数, $n_n(t)$ 为接收机 R_n 的热噪声, $\tau_{nm}(\mathbf{r})$ 为信号经发射机 T_m 、目标到接收机 R_n 的传输时延,可表示为

$$\tau_{nm}(\mathbf{r}) = \frac{|\mathbf{r} - \mathbf{r}_m| + |\mathbf{r} - \mathbf{r}_n|}{c} \quad (3)$$

由远场近似可知, $|\mathbf{r} - \mathbf{r}_m| \approx r_m - P_m(\mathbf{r})$ 和 $|\mathbf{r} - \mathbf{r}_n| \approx r_n - P_n(\mathbf{r})$.其中 $P_m(\mathbf{r})$ 和 $P_n(\mathbf{r})$ 分别为位置矢量 \mathbf{r} 到位置矢量 \mathbf{r}_m 和 \mathbf{r}_n 的投影,即

$$\left. \begin{aligned} P_m(\mathbf{r}) &= \frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{r}_m}{r_m} = \\ &= x \cos\theta_m \sin\varphi_m + y \cos\theta_m \cos\varphi_m + z \sin\theta_m \\ P_n(\mathbf{r}) &= \frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{r}_n}{r_n} = \\ &= x \cos\theta_n \sin\varphi_n + y \cos\theta_n \cos\varphi_n + z \sin\theta_n \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

因而式(3)可近似为

$$\tau_{nm}(\mathbf{r}) \approx \frac{r_m - P_m(\mathbf{r}) + r_n - P_n(\mathbf{r})}{c} \quad (5)$$

对式(1)与式(2)去载频,并做相关处理可得

$$v_{nm}(t) = s_{nm}(t) \otimes s_m(t) = \iint_{\Lambda} \sigma(\mathbf{r}) [u_m(t - \tau_{nm}(\mathbf{r})) \cdot e^{-j2\pi f_m \tau_{nm}(\mathbf{r})}] \otimes u_m(t) d\mathbf{r} + n_n(t) \otimes u_m(t) \quad (6)$$

对上式两边作傅里叶变换,可得

$$V_{nm}(f) = \iint_{\Lambda} \sigma(\mathbf{r}) |U_m(f)|^2 e^{-j2\pi(f_m+f)\tau_{nm}(\mathbf{r})} d\mathbf{r} + \epsilon_{nm}(f) \quad (7)$$

式中, $V_{nm}(f)$ 和 $U_m(f)$ 分别为 $v_{nm}(t)$ 和 $u_m(t)$ 的带限频谱, $\epsilon_{nm}(f) = \mathcal{F}[n_n(t) \otimes u_m(t)]$ 为相关处理后的噪声频谱.

将式(5)代入式(7)得到

$$V_{nm}(f) = |U_m(f)|^2 e^{-j\frac{2\pi(f_m+f)}{c}(r_m+r_n)} \cdot \iint_{\Lambda} \sigma(\mathbf{r}) e^{j\frac{2\pi(f_m+f)}{c}[P_m(\mathbf{r})+P_n(\mathbf{r})]} d\mathbf{r} + \epsilon_{nm}(f) \quad (8)$$

若设计滤波函数

$$H_{nm}(f) = \frac{1}{[|U_m(f)|^2 e^{-j\frac{2\pi(f_m+f)}{c}(r_m+r_n)}]}$$

对式(8)进行滤波操作:

$$Y_{nm}(f) = V_{nm}(f) H_{nm}(f) = \iint_{\Lambda} \sigma(\mathbf{r}) e^{j\frac{2\pi(f_m+f)}{c}[P_m(\mathbf{r})+P_n(\mathbf{r})]} d\mathbf{r} + N_{nm}(f) \quad (9)$$

式中, $N_{nm}(f) = P_{nm}(f) H_{nm}(f)$ 为带限噪声.

若将成像区域 Λ 作三维网格划分, K, L, Q 分别为 x, y 和 z 方向的格点数, 总的格点数为 $G = K L Q$. 对式(9)进行离散化处理, 可得

$$\mathbf{y}_{nm} = \Psi_{nm} \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{e}_{nm} \quad (10)$$

式中, $\boldsymbol{\sigma}$ 为 $\sigma(\mathbf{r})$ 在网格点上取值构成的向量, 即 $\boldsymbol{\sigma} = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_G)^T$; \mathbf{y}_{nm} 为 $Y_{nm}(f)$ 离散取值构成的向量, 即 $\mathbf{y}_{nm} = (Y_{nm}(f_1), Y_{nm}(f_2), \dots, Y_{nm}(f_W))^T$, 其频谱离散取样数为 W , 若发射信号带宽为 B , 相干处理时长为 T , 则频谱取样间隔为 $f_s = 1/T$, 故频谱离散取样数 $W = B/f_s = BT$; \mathbf{e}_{nm} 为 $N_{nm}(f)$ 离散取值构成的向量, $\mathbf{e}_{nm} = (N_{nm}(f_1), N_{nm}(f_2), \dots, N_{nm}(f_W))^T$; 矩阵 Ψ_{nm} 为

$$\Psi_{nm} = \begin{bmatrix} \phi_{nm}(1,1) & \phi_{nm}(1,2) & \cdots & \phi_{nm}(1,G) \\ \phi_{nm}(2,1) & \phi_{nm}(2,2) & \cdots & \phi_{nm}(2,G) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{nm}(W,1) & \phi_{nm}(W,2) & \cdots & \phi_{nm}(W,G) \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中,

$$\phi_{nm}(\omega, g) =$$

$$e^{j\frac{2\pi(f_m+f_{in})}{c} [x_g(\cos\theta_m \sin\varphi_m + \cos\theta_n \sin\varphi_n) + y_g(\cos\theta_m \cos\varphi_m + \cos\theta_n \cos\varphi_n) + z_g(\sin\varphi_m + \sin\varphi_n)]}$$

根据式(10), 融合 M 个发射机和 N 个接收机得到的全部回波离散数据, 可得

$$\mathbf{y} = \Psi \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{e} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{y} = (\mathbf{y}_{11}^T, \mathbf{y}_{12}^T, \dots, \mathbf{y}_{1N}^T, \mathbf{y}_{21}^T, \dots, \mathbf{y}_{2N}^T, \dots, \mathbf{y}_{MN}^T)^T$ 和 $\mathbf{e} = (\mathbf{e}_{11}^T, \mathbf{e}_{12}^T, \dots, \mathbf{e}_{1N}^T, \mathbf{e}_{21}^T, \dots, \mathbf{e}_{2N}^T, \dots, \mathbf{e}_{MN}^T)^T$ 都是 $MN \times W$ 维向量, $\Psi = (\Psi_{11}, \Psi_{12}, \dots, \Psi_{1N}, \Psi_{21}, \dots, \Psi_{2N}, \dots, \Psi_{MN})^T$ 为 $MN \times G$ 维矩阵, 这里称为重构矩阵.

由式(12)可见, 当 $MN \geq G$ 时, 式(12)所表示的线性方程组是正定或超定的, 可利用矩阵求(伪)逆操作从回波数据重构网格点上的目标散射信息. 由于实际情况中发射机和接收机通常很有限, 导致 $MN < G$, 使得式(12)为欠定的, 因此恢复出的目标散射信息 $\boldsymbol{\sigma}$ 将是不确定的. 文献[7]指出, 若向量 $\boldsymbol{\sigma}$ 为稀疏向量, 即目标散射是稀疏先验的, 那么式(12)可利用压缩感知(compress sensing, CS)技术进行求解, 即可表示为

$$\hat{\boldsymbol{\sigma}} = \min \|\boldsymbol{\sigma}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \Psi \boldsymbol{\sigma}\|_2 < \delta \quad (13)$$

式中, δ 表示对噪声的容忍限度. 式(13)通常采用正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)或基追踪(basis pursuit, BP)等算法进行求解.

2 互相关系数及其与单位指向矢量的关系

2.1 互相关系数与重构约束条件

为了研究式(13)解的存在性和唯一性问题, Donoho 等^[10]定义了重构矩阵 Ψ 的互相关系数:

$$\mu(\Psi) = \max_{i \neq j} \frac{|\langle \boldsymbol{\psi}_i, \boldsymbol{\psi}_j \rangle|}{\|\boldsymbol{\psi}_i\|_2 \|\boldsymbol{\psi}_j\|_2} \quad (14)$$

式中, $\boldsymbol{\psi}_i, \boldsymbol{\psi}_j$ 分别为 Ψ 的第 i 列和第 j 列, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示两列向量的内积, μ 值越小, 则 Ψ 的相关性就越弱. 同时, 文献[10]指出当 μ 与成像场景的稀疏度 S 之间满足以下条件时:

$$S < \frac{1}{2} \left(1 + \frac{1}{\mu} \right) \quad (15)$$

式(13)具有唯一的稀疏解. 这里的稀疏度 S 定义为离散化成像区域 Λ 中含有目标的格点数(当格点上有目标时, 向量 $\boldsymbol{\sigma}$ 中对应元素取非零值, 反之取值为零), 即向量 $\boldsymbol{\sigma}$ 中非零元素的个数. 在 CS 领域中, S 又称为稀疏度. 由式(15)可见, 若重构矩阵的互相关系数 μ 越小, 则允许的稀疏度 S 越大, 即成像区域 Λ 中可重构的目标格点数越多.

文献[10]指出,在有噪声且满足式(15)的前提下,当 \mathbf{e} 为有界噪声时,即 $\|\mathbf{e}\|_2 < \epsilon \leq \delta$. 其中, ϵ 表示噪声上界,则式(13)的稀疏估计误差为

$$\|\hat{\boldsymbol{\sigma}} - \boldsymbol{\sigma}\|_2 \leq (\delta + \epsilon) / \sqrt{1 - \mu(2S - 1)} \quad (16)$$

式中, $x_d = x_j - x_i$, $y_d = y_j - y_i$, $z_d = z_j - z_i$, 与成像场景的网格划分方式有关. 若对成像场景进行等间隔划分,则令:

$$\left. \begin{aligned} \Delta x &= (x_{\max} - x_{\min}) / (K - 2) \\ \Delta y &= (y_{\max} - y_{\min}) / (L - 2) \\ \Delta z &= (z_{\max} - z_{\min}) / (Q - 2) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

$$\mu(\boldsymbol{\Psi}) = \max_{i \neq j} \left| \frac{1}{MNW} \sum_{w=1}^W \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N e^{j\frac{2\pi}{c}(f_m + f_w)[x_d(\cos\theta_m \sin\varphi_m + \cos\theta_n \sin\varphi_n) + y_d(\cos\theta_m \cos\varphi_m + \cos\theta_n \cos\varphi_n) + z_d(\sin\theta_m + \sin\theta_n)]} \right| \quad (21)$$

定义发射机与接收机的单位指向矢量为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{I}_m &= \mathbf{r}_m / r_m = (\cos\theta_m \sin\varphi_m, \cos\theta_m \cos\varphi_m, \sin\theta_m) \\ \mathbf{I}_n &= \mathbf{r}_n / r_n = (\cos\theta_n \sin\varphi_n, \cos\theta_n \cos\varphi_n, \sin\theta_n) \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

定义网格间隔矢量 $\boldsymbol{\chi}_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})$, 则式(21)可重写为

$$\mu(\boldsymbol{\Psi}) = \max_{i \neq j} \left| \frac{1}{MNW} \sum_{w=1}^W \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N e^{j\frac{2\pi}{c}(f_m + f_w)[\boldsymbol{\chi}_{ij} \cdot (\mathbf{I}_m + \mathbf{I}_n)]} \right| \quad (23)$$

由式(23)可见,互相关系数 μ 与发射机的数目 M , 载频 f_m 及其单位指向矢量 \mathbf{I}_m , 接收机的数目 N 及其单位指向矢量 \mathbf{I}_n , 回波频谱的离散频率 f_w , 成像场景的网格间隔矢量 $\boldsymbol{\chi}_{ij}$ 均有关系. 因此,在给定分布式雷达系统参数和成像场景划分方式的情况下(即 $M, N, W, f_m, f_w, \boldsymbol{\chi}_{ij}$ 不变),互相关系数 μ 仅与发射机和接收机的单位指向矢量有关.

3 布站优化

由前面的分析可知,分布式雷达稀疏成像的目标重构性能与互相关系数 μ 关系密切, μ 值越小重构性能越好. 同时在给定雷达系统参数和成像场景划分方式下,互相关系数 μ 仅与各收发站的单位指向矢量有关. 因此可以通过对雷达站布局进行优化,降低互相关系数,从而提高目标的重构性能.

该式表明,在有噪条件下通过减小重构矩阵的互相关系数 μ ,可以降低稀疏重构的估计误差.

2.2 互相关系数与单位指向矢量

利用式(11)可以计算出:

$$\|\boldsymbol{\Psi}_i\|_2 = \|\boldsymbol{\Psi}_j\|_2 = \sqrt{MNW} \quad (17)$$

$$|\langle \boldsymbol{\Psi}_i, \boldsymbol{\Psi}_j \rangle| = \left| \sum_{w=1}^W \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N e^{j\frac{2\pi}{c}(f_m + f_w)[x_d(\cos\theta_m \sin\varphi_m + \cos\theta_n \sin\varphi_n) + y_d(\cos\theta_m \cos\varphi_m + \cos\theta_n \cos\varphi_n) + z_d(\sin\theta_m + \sin\theta_n)]} \right| \quad (18)$$

那么, (x_d, y_d, z_d) 可表示为

$$\left. \begin{aligned} x_d &= \pm \Delta x, \pm 2\Delta x, \dots, \pm (K - 2)\Delta x \\ y_d &= \pm \Delta y, \pm 2\Delta y, \dots, \pm (L - 2)\Delta y \\ z_d &= \pm \Delta z, \pm 2\Delta z, \dots, \pm (Q - 2)\Delta z \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

将式(17), (18)和(20)带入式(14)可得

依据式(23),建立最小化重构矩阵互相关系数的优化目标函数:

$$\min \mu(\theta_m, \theta_n, \varphi_m, \varphi_n) = \max_{\boldsymbol{\chi}_{ij} \neq 0} \left| \frac{1}{MNW} \cdot \sum_{i=1}^W \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N e^{j\frac{2\pi}{c}(f_m + f_i)[\boldsymbol{\chi}_{ij} \cdot (\mathbf{I}_m(\theta_m, \varphi_m) + \mathbf{I}_n(\theta_n, \varphi_n))]} \right| \quad (24)$$

sub lower $\leq \theta_m, \theta_n, \varphi_m, \varphi_n \leq$ upper

式中, $(\theta_m, \theta_n, \varphi_m, \varphi_n)$ 的约束条件选取与实际场景中发射机、接收机的具体空间位置有关.

式(24)是一个典型的非线性多变量优化问题,可通过模拟退火算法^[11]进行求解. 图 2 给出了算法实现的流程,其中 R 为被接受的连续扰动次数, C 为连续降温次数, L 为内循环最大迭代次数, M 为外循环最大迭代次数, ω 为退温系数,初始温度 $T_0 = 10\sigma$, σ 为对初始编码连续 R 次扰动所得能量 E 分布的标准差.

4 仿真结果及分析

为简化分析起见,本节仿真将在二维平面中进行,即分布式雷达的收发系统和成像区域处于同一个平面. 设发射机发射频率以 500 MHz 为起始,频率间隔 6 MHz,发射机和接收机在以目标为中心的圆上布放,如图 3 所示.

设成像区域的大小为 15.5 m \times 15.5 m,成像可

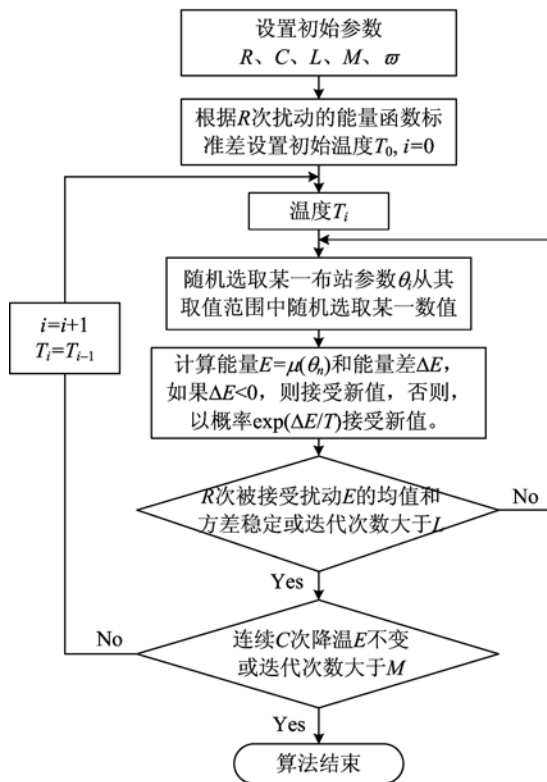


图 2 优化算法流程图

Fig. 2 Optimization algorithm flow chart

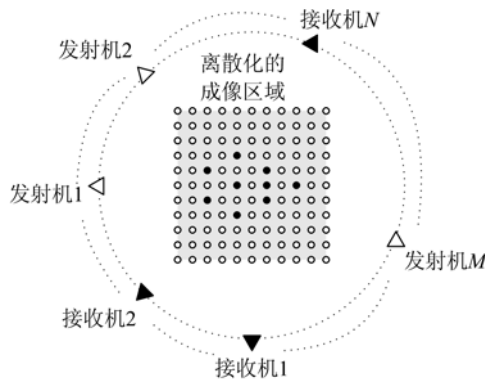


图 3 成像场景和系统布局

Fig. 3 Imaging scene and system layout

分辨单元为 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$, 则成像区域总的格点数 $G=1\ 024$. 目标由多个散射点组成, 且散射点都落在网格上.

4.1 无噪条件下的重构特性

Candès 等^[12]指出在随机测量的条件下, 当测量次数 D 满足 $D \geq 4 \cdot S$ 时, 式(14)可利用 CS 技术以概率 1 重构向量 σ . 在分布式雷达成像系统中, 假设 M 个发射机和 N 个接收机两两组合构成的观测通道是相互独立的, 那么在一次快拍下可获得的独

立测量为 $D=M \times N$. 为此, 将发射机和接收机在圆周上进行随机放置, 在给定 D 的条件下, 对每种布放进行 100 次 Monte Carlo 试验, 计算成像的重构概率 PD , 如图 4 所示.

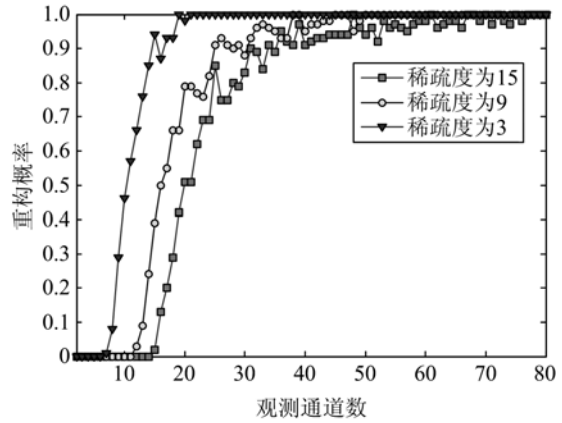


图 4 重构概率随观测通道数的变化曲线

Fig. 4 The curves of success probability changing with observation channel number

在给定稀疏度 S 的情况下, 图 4 验证了以概率 1 重构的观测条件 $D \geq 4 \cdot S$. 显然, 随着稀疏度的增加, 稀疏成像所需的观测通道数也随之增加.

为了研究互相关系数 μ 和系统布站的关系, 根据以上观测条件的要求, 这里设置 10 个发射机和 8 个接收机, 目标的稀疏度 $S=9$. 固定发射机在圆周上的位置, 使之均匀分布在 $-18^\circ \sim 18^\circ$ 的区域内 (即每隔 1° 放置一个发射机), 而接收机在圆周上的初始位置限定在 $-90^\circ \sim 90^\circ$ 的范围之内, 如图 5(a) 所示. 这里以最小化互相关系数为目标, 仅对接收机的位置参数进行优化, 优化前后接收机的位置对比如表 1 所示. 从表 1 和图 5(b) 可知, 优化后的接收机分布由原来的均匀分布变成了不规则的分布, 并且优化后的布站顺序与优化前不再相关, 这说明不规则的接收机角度分布能够降低重构矩阵 Ψ 中列与列的相关性, 在稀疏成像条件下提高目标重构的能力.

图 6 给出了接收机布站优化前后的互相关系数统计直方图, 最小统计区间为 0.01. 由图 6(a) 可见, 互相关系数的最大值在 0.8 附近, 这表明重构矩阵 Ψ 中某些列向量之间存在较大的相关性, 这必然会导致目标重构概率下降; 由图 6(b) 可见, 优化后的互相关系数均在 0.4 以下, 可以显著提高 CS 技术的重构概率.

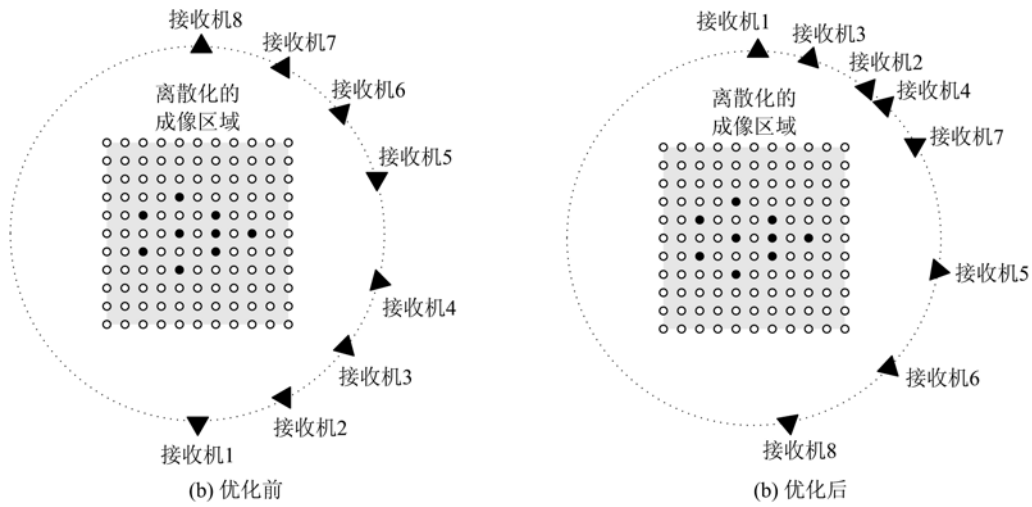


图 5 优化前后接收布站分布图

Fig. 5 Receiving station distribution before and after optimization

表 1 优化前后的接收布站配置

Tab. 1 Arrangement of receiving station before and after optimization

接收站	1	2	3	4	5	6	7	8
优化前	-90°	-64.3°	-38.6°	-12.9°	12.9°	38.6°	64.3°	90°
优化后	90°	50.9°	73.5°	45.6°	-10.5°	-49.6°	29.8°	-89.7°

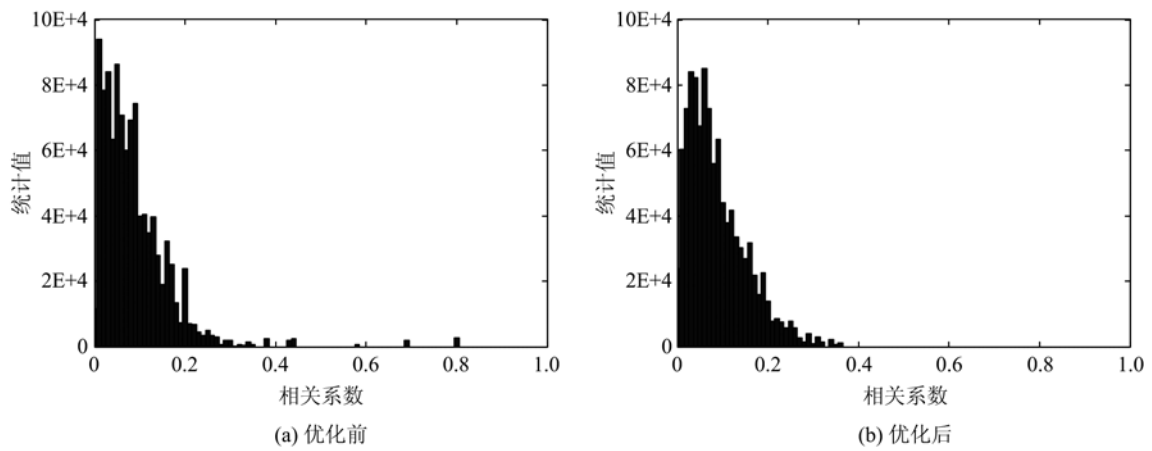


图 6 优化前后目标重构矩阵互相关系数的统计直方图

Fig. 6 The statistical histogram of matrix's coherence before and after optimization

图 7 给出了优化前后重构概率随成像场景稀疏度改变而变化的曲线,在给定的每个稀疏度下进行 100 次 Monte Carlo 试验,采用 OMP 算法求解目标参数.通过两条曲线的对比可见,优化前后以概率 1 重构的场景稀疏度从 5 扩展到了 10.

4.2 有噪条件下的估计误差

为了验证有噪条件下布站优化对目标散射系数的估计性能.这里采用上述优化前后的发射机和接收机布局,并假设目标由 4 个散射点组成,随机分布

在成像区域的不同位置上,对目标散射系数的估计进行 100 次 Monte Carlo 试验,同样采用 OMP 算法求解目标参数,结果如图 8 所示.其中,目标散射系数向量 σ 的估计误差定义为

$$\epsilon_{\text{RMSE}} = \left(\sum_{i=1}^{N_m} \|\hat{\sigma}_i - \sigma_i\|_2^2 / N_m \right)^{1/2} \quad (25)$$

式中, N_m 为 Monte Carlo 试验次数, σ_i 和 $\hat{\sigma}_i$ 分别为第 i 次试验中散射系数向量 σ 的真值和估计值.

由图 8 可见,优化后的目标散射系数的估计性

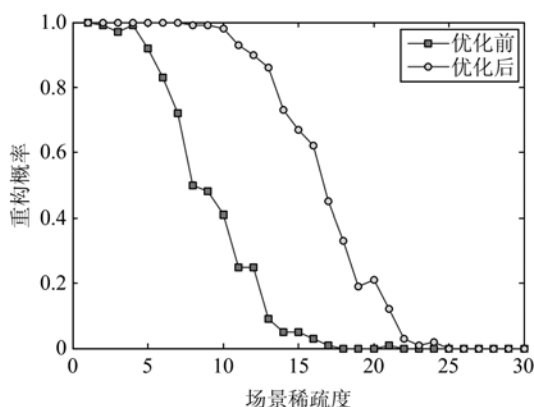


图7 重构概率随场景稀疏度的变化曲线

Fig. 7 The curves of success probability changing with sparse degree

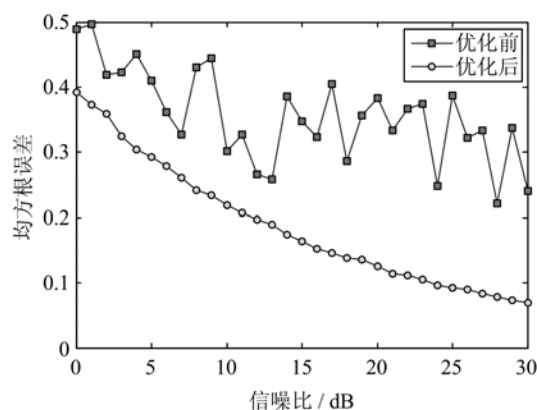


图8 均方根误差随回波信噪比的变化曲线

Fig. 8 The curves of root mean square error changing with SNR

能得到了全面改善,并且随着信噪比的提高,估计误差呈现平稳下降的趋势,这显示出优化后CS算法的稳定性也得到了提高.据此验证了式(16)约束条件,即互相关系数 μ 值越小,重构精度越高,抗噪能力越强.

5 结论

本文针对分布式雷达稀疏成像问题,分析了重构性能与收发布站之间的关系,推导了重构矩阵互相关系数与分布式雷达系统参数的关系式,提出了一种最小化重构矩阵互相关系数的布站优化方法.与优化前相比,优化后对应的重构矩阵互相关系数明显减小,成像场景中目标稀疏度的上限得到显著提高,改善了目标的重构性能.在有噪情况下,优化后的目标散射系数的估计误差明显降低,改善了目标参数的估计精度,增强了目标重构的鲁棒性.

参考文献(References)

- [1] Palmer J, Homer J, Longstaff I D, et al. ISAR imaging using an emulated multistatic radar system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1 464-1 472.
- [2] Pastina D, Sedehi M, Cristallini D. Passive bistatic ISAR based on geostationary satellites for coastal surveillance [C]// International IEEE Radar Conference, Washington, USA: IEEE Press, 2010: 865-870.
- [3] Cristofani E, Kubica V, Neyt X. A multibeam opportunistic SAR system[C]// International Radar Conference, Kansas, USA: IEEE Press, 2011: 778-783.
- [4] Antoniou M, Zeng Z, Feifeng L, et al. Experimental demonstration of passive BSAR imaging using navigation satellites and a fixed receiver[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(3): 477-481.
- [5] Odendaal J W, Barnard E, Pistorius C W I. Two-dimensional superresolution radar imaging using the MUSIC algorithm[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1994, 42(10): 1 386-1 391.
- [6] Liu C C, Chen W D. Sparse frequency diverse MIMO radar imaging [C]// 46th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, USA: IEEE Press, 2012: 853-857.
- [7] 徐浩, 尹治平, 刘畅畅, 等. 基于压缩感知的稀疏无源雷达成像[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(12): 2 623-2 630.
- [8] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1 289-1 306.
- [9] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging [C]// International Radar Conference, Boston, USA: IEEE Press, 2007: 128-133.
- [10] 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.
- [11] Kirkpatrick S, Jr Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing [J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [12] Candès E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.