



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107064896 B

(45)授权公告日 2019.12.10

(21)申请号 201710201492.4
 (22)申请日 2017.03.30
 (65)同一申请的已公布的文献号
 申请公布号 CN 107064896 A
 (43)申请公布日 2017.08.18
 (73)专利权人 南京信息工程大学
 地址 210044 江苏省南京市宁六路219号
 (72)发明人 陈金立 李伟 李家强
 (74)专利代理机构 南京纵横知识产权代理有限公司 32224
 代理人 母秋松 董建林
 (51)Int.Cl.
 G01S 7/41(2006.01)
 (56)对比文件
 CN 105930310 A,2016.09.07,
 CN 101719118 A,2010.06.02,

CN 103337087 A,2013.10.02,
 CN 106125041 A,2016.11.16,
 US 2015369911 A1,2015.12.24,
 US 2014097980 A1,2014.04.10,
 冯俊杰等.基于SLO范数的改进稀疏信号重
 构算法.《数据采集与处理》.2016,178-183.
 刘婷等.基于SLO算法的快速局部稀疏多径
 信道估计.《计算机工程与设计》.2014,第35卷
 (第3期),785-790.
 Xing Tan等.sparse learning via
 iterative minimization with application
 to MIMO radar imaging.《IEEE transaction
 on signal processing》.2011,第59卷(第3期),
 1088-1101.
 徐文等.奇异值分解法在病态问题中的应
 用.《测绘通报》.2016,(第1期),62-63,83.

审查员 伍晓霞

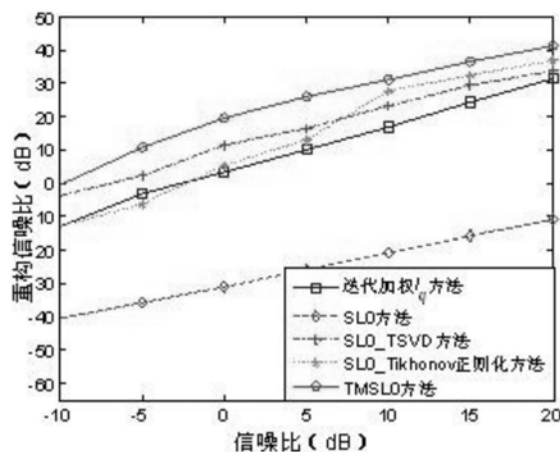
权利要求书3页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法,首先改善MIMO雷达感知矩阵的病态性,利用SVD反变换从修正后的奇异值及其对应的左右奇异矩阵中获得非病态感知矩阵;其次利用SLO算法对MIMO雷达目标参数进行估计,并在计算初值和梯度投影值时,将病态感知矩阵的伪逆由获得的非病态感知矩阵的伪逆代替;最后根据SLO算法得到的目标场景向量估计值中非零元素的位置确定MIMO雷达目标的角度、距离和多普勒信息。本发明解决了病态感知矩阵下MIMO雷达目标参数估计问题。降低了MIMO雷达目标参数估计的复杂度,有利于工程实现,适合于在现代战争中要求实时性较高的目标探测场合。



1. 一种基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法,其特征在于:包括如下步骤:

步骤一:建立MIMO雷达接收信号向量模型;

步骤二:通过对MIMO雷达感知矩阵的奇异值进行二次截断和一次修正处理来改善感知矩阵的病态性,并利用SVD反变换获得非病态感知矩阵;

步骤三:利用SLO算法对MIMO雷达目标参数进行估计,并在计算初值和梯度投影值的步骤中,将病态感知矩阵的伪逆由上面获得的非病态感知矩阵的伪逆代替;

步骤四:最终输出求解后的目标场景向量 α ,根据最终输出求解后的目标场景向量 α 中的非零元素位置来确定各个目标的角度、距离和多普勒频移值;

所述步骤一包括如下步骤:

1a:建立MIMO雷达的接收信号为 $\mathbf{Y} = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \sum_{h=1}^H \alpha_{p,k,h} \mathbf{a}_R(\theta_k) \mathbf{a}_T(\theta_k)^T \bar{\mathbf{S}}_d^*(\omega_h) \mathbf{J}_p + \mathbf{E}$, 式中,

$(\cdot)^*$ 和 $(\cdot)^T$ 分别表示矩阵或矢量的复共轭转置和转置; P 是雷达目标探测区域内所划分的距离单元个数, K 是雷达目标探测区域内所划分的角度单元个数, H 是雷达目标探测区域内所划分的多普勒单元个数; \mathbf{E} 是加性噪声; $\alpha_{p,k,h}$, $p=1, \dots, P$; $k=1, \dots, K$; $h=1, \dots, H$,表示目标的复散射系数,其中; \mathbf{J}_p 是用来描述从不同距离单元返回的信号所用的转移矩阵; $\mathbf{a}_T(\theta_k)$ 和 $\mathbf{a}_R(\theta_k)$ 分别是发射阵列和接收阵列的导向向量,其中, θ_k 表示第 k , $1 \leq k \leq K$,个角度单元

元对应的目标角度; $\bar{\mathbf{S}}_d(\omega_h) = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_d(\omega_h) \\ \mathbf{0}_{(p-1) \times M_t} \end{bmatrix}_{(N+p-1) \times M_t}$ 是补零发射信号矩阵,其中, ω_h 为第 h 个多普勒单元对应的目标多普勒频移, $h=1, \dots, H$, $\mathbf{S}_d(\omega_h)$ 为对应 ω_h 的多普勒频移信号矩阵,

$\mathbf{0}_{(p-1) \times M_t}$ 为维度 $(P-1) \times M_t$ 的零矩阵, M_t 为发射阵元个数, N 为发射信号长度;

1b:将上式简化成向量形式,定义

$$\mathbf{A} = [\mathbf{b}_{1,1,1}, \mathbf{b}_{1,1,2}, \dots, \mathbf{b}_{P,K,H}]_{M_r(N+p-1) \times PKH}$$

$$\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_{1,1,1}, \alpha_{1,1,2}, \dots, \alpha_{P,K,H}]_{PKH \times 1}^T$$

式中, $\mathbf{b}_{p,k,h} = \text{vec}[\mathbf{a}_R(\theta_k) \mathbf{a}_T(\theta_k)^T \bar{\mathbf{S}}_d^*(\omega_h) \mathbf{J}_p] \in \mathbb{C}^{M_r(N+p-1)}$; $\text{vec}(\cdot)$ 表示矩阵向量化运算, \mathbf{A} 是感知矩阵; $\boldsymbol{\alpha}$ 是目标场景向量; N 为发射信号长度; M_r 为接收阵元的数量;

1c:得到接收信号的向量模型为 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{e}$,式中, $\mathbf{e} = \text{vec}(\mathbf{E})$;

所述步骤二包括如下步骤:

2a:对矩阵 \mathbf{A} 作奇异值分解: $\mathbf{A} = \mathbf{U}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{V}^*$,其中 $\boldsymbol{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{M_r(N+p-1)})$ 为由奇异值 σ_i , $i=1, 2, \dots, M_r(N+p-1)$,构成的对角矩阵, \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 分别为奇异值对应的左奇异矩阵、右奇异矩阵, \mathbf{A} 是感知矩阵;

2b:选取一次截断门限 $\sigma_{i_1} = \sigma_1 / \sqrt{C}$, $0 < C < 100$,保留大于等于 σ_{i_1} 的奇异值,剔除小于

σ_{i_1} 的奇异值,即 $\begin{cases} \sigma_m = \sigma_m, \sigma_m \geq \sigma_{i_1}, 1 \leq m \leq M_r(N+p-1); \\ \sigma_m = 0, \sigma_m < \sigma_{i_1} \end{cases}$;

2c: 对保留的大于等于 σ_{t_1} 的奇异值再次截断并修正, 选择二次截断门限 $\sigma_{t_2} = \frac{1}{t_1} \sum_{m=1}^{t_1} \sigma_m$,

将保留的奇异值分成大于等于 σ_{t_2} 和小于 σ_{t_2} 的两部分, 利用Tikhonov正则化准则对大于等于 σ_{t_2} 的奇异值进行修正, 将小于 σ_{t_2} 的奇异值修正为与 σ_{t_2} 接近的常数值, 即

$$\begin{cases} \sigma'_m = \sigma_m + \frac{q_1}{\sigma_m}, \sigma_m \geq \sigma_{t_2}, 1 \leq m \leq t_1, q_1 \text{ 和 } q_2 \text{ 为修正参数;} \\ \sigma'_m = q_2, \sigma_m < \sigma_{t_2} \end{cases}$$

2d: 定义 U_1 和 V_1 分别为修正后的奇异值所对应的左奇异矩阵和右奇异矩阵, 其中 $U_1 = U(:, 1:t_1)$ 由矩阵 U 的前 t_1 列组成的矩阵, $V_1 = V(1:t_1, :)$ 由矩阵 V 的前 t_1 行组成的矩阵, Σ_1 是修正后的奇异值 $\sigma'_m, 1 \leq m \leq t_1$, 构成的对角矩阵; 利用SVD反变换获得非病态感知矩阵 $A_1 = U_1 \Sigma_1 V_1^*$, 矩阵 A_1 的伪逆 $A_1 (A_1 A_1^*)^{-1} = V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^*$ 。

2. 根据权利要求1所述的基于截断修正SL0算法的MIMO雷达参数估计方法, 其特征在于: 所述步骤三包括如下步骤:

3a: 初始化:

(1) 令初值 $\hat{\alpha}^{(0)} = V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^* y$, 内循环次数为 L 、步长为 μ , 其中 $L, \mu > 0$, U_1 和 V_1 分别为修正后的奇异值所对应的左奇异矩阵和右奇异矩阵; y 为向量形式表示的MIMO雷达接收信号; Σ_1 是修正后的奇异值 $\sigma'_m, 1 \leq m \leq t_1$, 构成的对角矩阵;

(2) 选取一个序列 $[\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_J]$, 且 $\delta_1 > \delta_2 > \dots > \delta_J$, 其中, $\delta_1 = 2 \max_i |\alpha_i^{(0)}|$;

3b: 算法迭代:

for $j=1, 2, \dots, J$

(1) 令 $\delta = \delta_j$

(2) 利用最速下降法求解 $F_\delta(\alpha)$ 的最小值, 并将其投影到可行集上;

初始化: $\alpha = \hat{\alpha}^{(j-1)}$

for $l=1, \dots, L$

(a) 设 $\phi = [a_1 \exp(-a_1^2/2\delta^2), \dots, a_z \exp(-a_z^2/2\delta^2)]^T$, 其中 $Z = P \cdot K \cdot H$, P, K 和 H 分别是在雷达目标探测区域中所划分的距离单元个数, 角度单元个数, 以及多普勒单元个数;

(b) $\tilde{\alpha} = \alpha - \mu \phi$

(c) $\alpha \leftarrow \tilde{\alpha} - (V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^*) (A \alpha - y)$;

(3) 令 $\hat{\alpha}^{(j)} = \alpha$;

3c: 当 $\frac{\|\hat{\alpha}^{(j)} - \hat{\alpha}^{(j-1)}\|_2}{1 + \|\hat{\alpha}^{(j)}\|_2} < \eta$ 或 $\delta_j \leq \delta_J$ 时, 转至步骤四, 否则, 令 $j = j+1, \delta_j = \rho \delta_{j-1}$, 返回步骤

3b; 其中 η 为一个正数, 用于判断算法是否终止, ρ 为衰减因子, $0 < \rho < 1$ 。

3. 根据权利要求2所述的基于截断修正SL0算法的MIMO雷达参数估计方法, 其特征在

于:所述 $\eta=0.01$, $\rho=0.8$ 。

4.根据权利要求2所述的基于截断修正SL0算法的MIMO雷达参数估计方法,其特征在于:所述内循环次数 $L=50$,步长 $\mu=2$ 。

5.根据权利要求2所述的基于截断修正SL0算法的MIMO雷达参数估计方法,其特征在于:所述修正参数 $q_1=115$, $q_2=95$, $C=25$ 。

基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于截断修正SLO算法的MIMO雷达目标参数估计方法,属于MIMO雷达目标参数估计技术领域。

背景技术

[0002] 多输入多输出雷达(Multiple Input and Multiple Output, MIMO)是一种新体制雷达系统。与相控阵雷达相比, MIMO雷达采用波形分集技术,提高了目标分辨率,增强了系统参数识别能力,在参数估计、噪声抑制和目标探测方面具有很大优势。压缩感知(Compressed Sensing, CS)是一种新兴的信号采样和重建理论,不同于传统的奈奎斯特(Nyquist)采样定理,它通过随机采样的少量观测值就能实现稀疏信号重构,是目前信号处理领域的研究热点。在实际雷达探测区域,目标呈稀疏分布,其回波信号呈稀疏性,故可以将CS理论应用于雷达目标探测。稀疏重构问题等价于 l_0 范数最小化问题,此问题是NP-hard,其求解难度随着维度增加而增大,因此利用 l_0 范数最小化难以对高维度稀疏重构问题进行求解。现有技术中,提出一种利用正则化迭代重加权最小化方法(Regularized Iterative reweighted Minimization Approach, RIRMA)实现MIMO雷达目标参数估计,该方法通过一系列迭代加权 l_q ($0 < q \leq 1$)范数来逼近 l_0 范数,只需少量观测值即可精确重构MIMO雷达的目标信号,但RIRMA方法在每次迭代时需对更新后的大维度矩阵进行求逆,导致该方法计算速度较慢。SLO(Smoothed l_1 norm)算法是一种匹配度高和计算效率高的稀疏重构算法,它由一系列高斯函数来趋近 l_0 范数,从而将 l_0 范数最小化问题转化成平滑函数最小化问题,并利用最速下降法和梯度投影法求解该最小化问题,从而快速实现稀疏信号的重构。还有将SLO算法应用于MIMO雷达的目标参数估计,采用收敛性更好的双曲正切函数来近似 l_0 范数,然后利用修正牛顿法求解该极值问题,并采用正则化方法改善SLO算法中的病态问题,提高了MIMO雷达目标参数估计的实时性。

[0003] 为保证稀疏重构算法对MIMO雷达目标参数估计的精度,目标场景一般被划分成精细的栅格,则MIMO雷达的感知矩阵不可避免地存在近似线性相关的列,从而导致该矩阵呈病态。将SLO算法应用于MIMO雷达能明显提高其目标参数的估计速度,但是SLO算法中初值和梯度投影步骤都需要对病态感知矩阵求伪逆,则当MIMO雷达的接收信号中存在微小的噪声扰动时,就会引起初值和梯度投影计算误差较大,进而导致SLO算法失效。现有技术中,将截断奇异值分解(Truncated Singular Value Decomposition, TSVD)技术引入SLO算法,对感知矩阵进行奇异值分解,通过剔除对噪声干扰较为敏感的较小奇异值及其对应的左右奇异矩阵,改善感知矩阵的病态性,从而提高了SLO算法的稳健性。但是该方法仅仅剔除感知矩阵中较小的奇异值而未对较大奇异值进行修正,导致感知矩阵病态性的改善效果有限。因此,为了能将SLO算法应用于MIMO雷达目标参数估计问题中,对MIMO雷达感知矩阵的奇异值进行截断修正处理以改善其病态性是非常有必要的。

发明内容

[0004] 目的:为了克服SLO算法在MIMO雷达目标参数估计中因感知矩阵的病态性而导致其失效的问题,本发明提供基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法。

[0005] 技术方案:为解决上述技术问题,本发明采用的技术方案为:

[0006] 一种基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤一:建立MIMO雷达接收信号向量模型;

[0008] 步骤二:通过对MIMO雷达感知矩阵的奇异值进行二次截断和一次修正处理来改善感知矩阵的病态性,并利用SVD反变换获得非病态感知矩阵;

[0009] 步骤三:利用SLO算法对MIMO雷达目标参数进行估计,并在计算初值和梯度投影值的步骤中,将病态感知矩阵的伪逆由上面获得的非病态感知矩阵的伪逆代替;

[0010] 步骤四:最终输出求解后的目标场景向量 α ,根据最终输出求解后的目标场景向量 α 中的非零元素位置来确定各个目标的角度、距离和多普勒频移值。

[0011] 作为优选方案,所述步骤一包括如下步骤:

[0012] 1a:建立MIMO雷达的接收信号为 $\mathbf{Y} = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \sum_{h=1}^H \alpha_{p,k,h} \mathbf{a}_R(\theta_k) \mathbf{a}_T(\theta_k)^T \bar{\mathbf{S}}_d^*(\omega_h) \mathbf{J}_p + \mathbf{E}$ 式中,

$(\cdot)^*$ 表示复共轭转置, \mathbf{E} 是加性噪声, $\alpha_{p,k,h}$ ($p=1, \dots, P, k=1, \dots, K, h=1, \dots, H$)表示目标的复散射系数, \mathbf{J}_p 是用来描述从不同距离单元返回的信号所用的转移矩阵;

[0013] 1b:将上式简化成向量形式,定义

$$[0014] \quad \mathbf{A} = [\mathbf{b}_{1,1,1}, \mathbf{b}_{1,1,2}, \dots, \mathbf{b}_{P,K,H}]_{M_r(N+P-1) \times PKH}$$

$$[0015] \quad \boldsymbol{\alpha} = [\alpha_{1,1,1}, \alpha_{1,1,2}, \dots, \alpha_{P,K,H}]_{PKH \times 1}^T$$

[0016] 式中, $\mathbf{b}_{p,k,h} = \text{vec}[\mathbf{a}_R(\theta_k) \mathbf{a}_T(\theta_k)^T \bar{\mathbf{S}}_d^*(\omega_h) \mathbf{J}_p] \in \mathbb{C}^{M_r(N+P-1) \times 1}$, $\text{vec}(\cdot)$ 表示矩阵向量化运算, \mathbf{A} 是感知矩阵, $\boldsymbol{\alpha}$ 是目标场景向量;

[0017] 1c:得到接收信号的向量模型为 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{e}$ 式中, $\mathbf{e} = \text{vec}(\mathbf{E})$ 。

[0018] 作为优选方案,所述步骤二包括如下步骤:

[0019] 2a:对 \mathbf{A} 作奇异值分解: $\mathbf{A} = \mathbf{U}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{V}^*$,其中 $\boldsymbol{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{M_r(N+P-1)})$ 为由奇异值 σ_i ($i=1, 2, \dots, M_r(N+P-1)$)构成的对角矩阵, \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 分别为奇异值对应的左奇异矩阵、右奇异矩阵。

[0020] 2b:选取一次截断门限 $\sigma_{t_1} = \sigma_1 / \sqrt{C}, 0 < C < 100$,保留大于等于 σ_{t_1} 的奇异值,剔除

小于 σ_{t_1} 的奇异值,即
$$\begin{cases} \sigma_m = \sigma_m, \sigma_m \geq \sigma_{t_1}, 1 \leq m \leq M_r(N+P-1) \\ \sigma_m = 0, \sigma_m < \sigma_{t_1} \end{cases};$$

[0021] 2c:对保留的大于等于 σ_{t_1} 的奇异值再次截断并修正,选择二次截断门限

$\sigma_{t_2} = \frac{1}{t_1} \sum_{m=1}^{t_1} \sigma_m$,将保留的奇异值 $\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{t_1}\}$ 分成大于等于 σ_{t_2} 和小于 σ_{t_2} 的两部分,利用

Tikhonov正则化准则对大于等于 σ_{t_2} 的奇异值进行修正,将小于 σ_{t_2} 的奇异值修正为与 σ_{t_2} 接近

的常数值,即
$$\begin{cases} \sigma'_m = \sigma_m + \frac{q_1}{\sigma_m}, \sigma_m \geq \sigma_{t_2}, 1 \leq m \leq t_1, q_1 \text{ 和 } q_2 \text{ 为修正参数;} \\ \sigma'_m = q_2, \sigma_m < \sigma_{t_2} \end{cases}$$

[0022] 2d: 定义 U_1 和 V_1 分别为修正后的奇异值所对应的左奇异矩阵和右奇异矩阵,其中 $U_1 = U(:, 1:t_1)$ 由矩阵 U 的前 t_1 列组成的矩阵, $V_1 = V(1:t_1, :)$ 由矩阵 V 的前 t_1 行组成的矩阵, Σ_1 由经修正后的奇异值 $\sigma'_m (1 \leq m \leq t_1)$ 构成的对角矩阵;利用SVD反变换获得非病态感知矩阵 $A_1 = U_1 \Sigma_1 V_1^*$,矩阵 A_1 的伪逆 $A_1(A_1 A_1^*)^{-1} = V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^*$ 。

[0023] 作为优选方案,所述步骤三包括如下步骤:

[0024] 3a: 初始化:

[0025] (1) 令初值 $\hat{\alpha}^{(0)} = V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^* y$, 内循环次数为 L 、步长 μ , 其中 $L, \mu > 0$;

[0026] (2) 选取一个序列 $[\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_J]$, 且 $\delta_1 > \delta_2 > \dots > \delta_J$, 其中, $\delta_1 = 2 \max_i |\alpha_i^{(0)}|$; 3b: 算法迭代:

[0027] for $j=1, 2, \dots, J$

[0028] (1) 令 $\delta = \delta_j$

[0029] (2) 利用最速下降法求解 $F_\delta(\alpha)$ 的最小值, 并将其投影到可行集上;

[0030] 初始化: $\alpha = \hat{\alpha}^{(j-1)}$

[0031] for $l=1, \dots, L$

[0032] (a) 设 $\phi = [a_1 \exp(-a_1^2/2\delta^2), \dots, a_z \exp(-a_z^2/2\delta^2)]^T$, 其中 $Z = P \cdot K \cdot H$, P 、 K 和 H 分别是在目标探测场景中所划分的距离单元个数, 角度单元个数, 以及多普勒单元个数;

[0033] (b) $\tilde{\alpha} = \alpha - \mu \phi$

[0034] (c) $\alpha \leftarrow \tilde{\alpha} - (V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^*) (A \alpha - y)$

[0035] (3) 令 $\hat{\alpha}^{(j)} = \alpha$;

[0036] 3c: 当 $\frac{\|\hat{\alpha}^{(j)} - \hat{\alpha}^{(j-1)}\|_2}{1 + \|\hat{\alpha}^{(j)}\|_2} < \eta$ 或 $\delta_j \leq \delta_J$ 时, 转至步骤四, 否则, 令 $j = j+1, \delta_j = \rho \delta_{j-1}$, 返回步

骤二; 其中 η 为一个正数, 用于判断算法是否终止, ρ 为衰减因子, $0 < \rho < 1$ 。

[0037] 有益效果: 本发明提供的基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法, 该方法在截断奇异值分解(Truncated Singular Value Decomposition, TSVD)法基础上, 通过设置截断门限将保留的感知矩阵奇异值分成较大和较小两部分, 并分别采用不同的修正准则对它们进行修正, 然后利用SVD反变换从修正后的奇异值及其对应的左右奇异矩阵中获得非病态感知矩阵, 在SLO算法中以截断修正后的非病态感知矩阵来重构MIMO雷达的目标信号, 从而显著提高了MIMO雷达目标参数估计的精度和速度。

[0038] 与现有技术相比, 本发明具有如下优点:

[0039] 1、在利用SLO算法对MIMO雷达目标参数进行估计时, 由于MIMO雷达的感知矩阵呈

病态性,则雷达接收信号中微小的噪声干扰会导致SLO算法中初值和梯度投影计算误差较大,进而使得SLO算法失效;本发明方法通过对MIMO雷达感知矩阵的奇异值进行两次截断和一次修正处理,明显改善了感知矩阵的病态性,从而提高了SLO算法中初值和梯度投影的计算精度,使得SLO算法能够以较高的精度重构出MIMO雷达的稀疏目标信号,解决了病态感知矩阵下MIMO雷达目标参数估计问题。

[0040] 2、本发明方法能利用SLO算法对MIMO雷达的目标参数进行快速估计,降低了MIMO雷达目标参数估计的复杂度,有利于工程实现,适合于在现代战争中要求实时性较高的目标探测场合。

附图说明

- [0041] 图1为不同方法在SNR=0dB时距离-角度二维估计图;
 [0042] 图2为不同方法在SNR=0dB时距离-多普勒二维估计图;
 [0043] 图3为不同方法的重构信噪比和回波信噪比的变化关系图;
 [0044] 图4为不同方法的运行时间和回波信噪比的变化关系图。

具体实施方式

[0045] 下面结合附图对本发明作更进一步的说明。

[0046] 一种基于截断修正SLO算法的MIMO雷达参数估计方法,包括如下步骤:

[0047] 一、MIMO雷达接收信号模型

[0048] 假设MIMO雷达的发射阵列和接收阵列分别由 M_t 个发射阵元和 M_r 个接收阵元组成,其中,发射阵元和接收阵元间隔分别为 d_t 和 d_r 。发射阵列的发射信号矩阵表示为

$$[0049] \quad \mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{M_t}] \quad (1)$$

[0050] 式中, $\mathbf{s}_m = [s_m(1), s_m(2), \dots, s_m(N)]^T$ 表示第 m 个发射阵元的发射信号, N 为发射信号长度。

[0051] 将雷达目标探测场景划分为 $Z (Z = P \cdot K \cdot H)$ 个离散的距离-角度-多普勒单元,其中, P 是距离单元个数, K 是角度单元个数, H 是多普勒单元个数。 $\tau_p (1 \leq p \leq P)$ 表示第 p 个距离单元的延迟,且目标回波间最大延时单元(系统第一个距离单元的发射信号与最后一个距离单元反射信号的时延)为 $P-1$; $\theta_k (1 \leq k \leq K)$ 表示第 k 个角度单元对应的目标角度; $\omega_h (1 \leq h \leq H)$ 为第 h 个多普勒单元对应的目标多普勒频移。则对应 ω_h 的多普勒频移信号矩阵为

$$[0052] \quad \mathbf{S}_d = [\tilde{\mathbf{s}}_1(\omega_h), \dots, \tilde{\mathbf{s}}_m(\omega_h), \dots, \tilde{\mathbf{s}}_{M_t}(\omega_h)] \quad (2)$$

[0053] 式中,

$$[0054] \quad \tilde{\mathbf{s}}_m(\omega_h) = \mathbf{s}_m \odot \mathbf{d}(\omega_h), m = 1, \dots, M_t, h = 1, \dots, H \quad (3)$$

$$[0055] \quad \mathbf{d}(\omega_h) = [1, e^{j\omega_h}, \dots, e^{j(N-1)\omega_h}]^T, h = 1, \dots, H$$

$$(4)$$

[0056] $\tilde{\mathbf{s}}_m(\omega_h)$ 和 $\mathbf{d}(\omega_h)$ 分别表示对应 ω_h 的多普勒频移信号向量和多普勒频移向量。

[0057] 令

$$[0058] \quad \bar{\mathbf{S}}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_d \\ \mathbf{0}_{(p-1) \times M_t} \end{bmatrix}_{(N+P-1) \times M_t} \quad (5)$$

[0059] 式中, $\bar{\mathbf{S}}_d$ 是补零发射信号矩阵, $\mathbf{0}_{(p-1) \times M_t}$ 为维度 $(P-1) \times M_t$ 的零矩阵。发射阵列和接收阵列的导向向量分别表示为

$$[0060] \quad \mathbf{a}_T(\theta_k) = \left[1, e^{-j2\pi d_r \sin(\theta_k)/\lambda_0}, \dots, e^{-j2\pi(M_r-1)d_r \sin(\theta_k)/\lambda_0} \right]^T \quad (6)$$

$$[0061] \quad \mathbf{a}_R(\theta_k) = \left[1, e^{-j2\pi d_r \sin(\theta_k)/\lambda_0}, \dots, e^{-j2\pi(M_r-1)d_r \sin(\theta_k)/\lambda_0} \right]^T \quad (7)$$

[0062] 式中, λ_0 表示载波波长。因此, MIMO 雷达的接收信号为

$$[0063] \quad \mathbf{Y} = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \sum_{h=1}^H \alpha_{p,k,h} \mathbf{a}_R(\theta_k) \mathbf{a}_T(\theta_k)^T \bar{\mathbf{S}}_d^*(\omega_h) \mathbf{J}_p + \mathbf{E} \quad (8)$$

[0064] 式中, $(\cdot)^*$ 表示复共轭转置, \mathbf{E} 是加性噪声, $\alpha_{p,k,h}$ ($p=1, \dots, P, k=1, \dots, K, h=1, \dots, H$) 表示目标的复散射系数。 \mathbf{J}_p 是用来描述从不同距离单元返回的信号所用的转移矩阵, 其表达式如下

$$[0065] \quad \mathbf{J}_p = \begin{pmatrix} \overbrace{0 \dots 0}^p 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}, p=1, \dots, P \quad (9)$$

[0066] 将式 (8) 简化成向量形式, 定义

$$[0067] \quad \mathbf{A} = [\mathbf{b}_{1,1,1}, \mathbf{b}_{1,1,2}, \dots, \mathbf{b}_{P,K,H}]_{M_r(N+P-1) \times PKH} \quad (10)$$

$$[0068] \quad \boldsymbol{\alpha} = [\alpha_{1,1,1}, \alpha_{1,1,2}, \dots, \alpha_{P,K,H}]_{PKH \times 1}^T \quad (11)$$

[0069] 式中, $\mathbf{b}_{p,k,h} = \text{vec}[\mathbf{a}_R(\theta_k) \mathbf{a}_T(\theta_k)^T \bar{\mathbf{S}}_d^*(\omega_h) \mathbf{J}_p] \in \mathbb{C}^{M_r(N+P-1)}$, $\text{vec}(\cdot)$ 表示矩阵向量化运算。 \mathbf{A} 是感知矩阵, $\boldsymbol{\alpha}$ 是目标场景向量。则接收信号的向量模型为

$$[0070] \quad \mathbf{y} = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{e} \quad (12)$$

[0071] 式中, $\mathbf{e} = \text{vec}(\mathbf{E})$ 。由于 $\boldsymbol{\alpha}$ 中非零元素只占少数, 式 (12) 为稀疏表示的 MIMO 雷达接收信号模型, 可以利用稀疏重构算法估计 $\boldsymbol{\alpha}$, 根据 $\boldsymbol{\alpha}$ 中非零元素的位置从而获得目标的参数信息 (距离、角度、多普勒)。

[0072] 感知矩阵 \mathbf{A} 存在近似线性相关的列会导致矩阵病态。 \mathbf{A} 中列向量 $\mathbf{b}_{p,k,h}$ 等价于划分栅格 $\{(\tau_p, \theta_k, \omega_h)\}$ 上单位幅度假想目标的回波信号。为了使邻近的角度 (距离或多普勒) 单元所对应的感知矩阵 \mathbf{A} 中列向量线性无关, 则其角度 (距离或多普勒) 单元划分间隔需大于或等于角度 (距离或多普勒) 分辨率。以角度分辨率为例, MIMO 雷达接收阵列在波束指向角为

θ_k 时的角分辨率为 $\theta_{0.5s} = \frac{50.8\lambda_0}{d_r M_r \cos \theta_k}$ ($^\circ$)。定义 $\Delta \theta = \theta_{k+1} - \theta_k$ 为角度划分间隔大小, 则当满足 $\Delta \theta$

$\geq \theta_{0.5s}$ 时, 可认为 \mathbf{A} 中相邻角度 θ_k 和 θ_{k+1} 所对应的列向量近似无关。假设 MIMO 雷达接收阵元数 $M_r = 8$, 阵元间隔 $d_r = 0.5\lambda_0$, $\theta_k = 0^\circ$, 则此时的角分辨率为 $\theta_{0.5s} = 12.7^\circ$, 即当角度划分间隔 |

$\Delta \theta \geq 12.7^\circ$ 时, A中相邻角度 θ_k 和 θ_{k+1} 所对应的列向量近似无关。而在实际雷达探测场景中, 为保证稀疏重构算法的精确性, 其角度单元划分间隔一般远小于角分辨率, 则感知矩阵A中不可避免地会存在线性相关的列。同样, 当距离和多普勒单元精细划分时也会导致MIMO雷达感知矩阵A中存在近似线性相关的列, 且A的条件数非常大, 从而呈严重的病态性。

[0073] 二、通过对MIMO雷达感知矩阵的奇异值进行二次截断和一次修正处理来改善感知矩阵的病态性, 并利用SVD反变换获得非病态感知矩阵。

[0074] 具体步骤如下:

[0075] (1) 对A作奇异值分解: $A=U\Sigma V^*$, 其中 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{M_r(N+P-1)})$ 为由奇异值 σ_i ($i=1, 2, \dots, M_r(N+P-1)$) 构成的对角矩阵, U、V分别为奇异值对应的左奇异矩阵、右奇异矩阵。

[0076] (2) 选取一次截断门限 $\sigma_{t_1} = \sigma_1 / \sqrt{C}, 0 < C < 100$, 保留大于等于 σ_{t_1} 的奇异值, 剔除

小于 σ_{t_1} 的奇异值, 即
$$\begin{cases} \sigma_m = \sigma_m, \sigma_m \geq \sigma_{t_1}, 1 \leq m \leq M_r(N+P-1) \\ \sigma_m = 0, \sigma_m < \sigma_{t_1} \end{cases}$$
。

[0077] (3) 对保留的大于等于 σ_{t_1} 的奇异值再次截断并修正: 选择二次截断门限

$\sigma_{t_2} = \frac{1}{t_1} \sum_{m=1}^{t_1} \sigma_m$, 将保留的奇异值 $\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{t_1}\}$ 分成大于等于 σ_{t_2} 和小于 σ_{t_2} 的两部分, 利用

Tikhonov正则化准则对大于等于 σ_{t_2} 的奇异值进行修正, 将小于 σ_{t_2} 的奇异值修正为与 σ_{t_2} 接近

的常数值, 即
$$\begin{cases} \sigma'_m = \sigma_m + \frac{q_1}{\sigma_m}, \sigma_m \geq \sigma_{t_2}, 1 \leq m \leq t_1, q_1 \text{ 和 } q_2 \text{ 为修正参数。} \\ \sigma'_m = q_2, \sigma_m < \sigma_{t_2} \end{cases}$$
。

[0078] (4) 定义 U_1 和 V_1 分别为修正后的奇异值所对应的左奇异矩阵和右奇异矩阵, 其中 $U_1 = U(:, 1:t_1)$ 由矩阵U的前 t_1 列组成的矩阵, $V_1 = V(1:t_1, :)$

由矩阵V的前 t_1 行组成的矩阵, Σ_1 由经修正后的奇异值 σ'_m ($1 \leq m \leq t_1$) 构成的对角矩阵。利用SVD反变换获得非病态感知矩阵 $A_1 = U_1 \Sigma_1 V_1^*$, 矩阵 A_1 的伪逆为

$$A_1(A_1 A_1^*)^{-1} = V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^*。$$

[0080] 三、利用SLO算法对MIMO雷达目标参数进行估计, 并在计算初值和梯度投影值的步骤中, 将病态感知矩阵的伪逆由上面获得的非病态感知矩阵的伪逆代替。

[0081] 具体步骤如下:

[0082] (1) 初始化:

[0083] (a) 令初值 $\hat{\alpha}^{(0)} = V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^* y$, 内循环次数为L、步长 μ , 其中 $L, \mu > 0$ 。

[0084] (b) 选取一个序列 $[\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_J]$, 且 $\delta_1 > \delta_2 > \dots > \delta_J$ 。其中, $\delta_1 = 2 \max_i |\alpha_i^{(0)}|$ 。

[0085] (2) 算法迭代:

[0086] for $j=1, 2, \dots, J$

[0087] ① 令 $\delta = \delta_j$

[0088] ② 利用最速下降法求解 $F_\delta(\alpha)$ 的最小值, 并将其投影到可行集上

[0089] 初始化: $\alpha = \hat{\alpha}^{(j-1)}$

[0090] for $l=1, \dots, L$

[0091] (a) 设 $\phi = [\alpha_1 \exp(-\alpha_1^2/2\delta^2), \dots, \alpha_z \exp(-\alpha_z^2/2\delta^2)]^T$, 其中 $Z=P \cdot K \cdot H$, P 、 K 和 H 分别是在目标探测场景中所划分的距离单元个数, 角度单元个数, 以及多普勒单元个数。

[0092] (b) $\tilde{\alpha} = \alpha - \mu\phi$

[0093] (c) $\alpha \leftarrow \tilde{\alpha} - (V_1 \Sigma_1^{-1} U_1^*) (A\alpha - y)$

[0094] ③ 令 $\hat{\alpha}^{(j)} = \alpha$ 。

[0095] (3) 当 $\frac{\|\hat{\alpha}^{(j)} - \hat{\alpha}^{(j-1)}\|_2}{1 + \|\hat{\alpha}^{(j)}\|_2} < \eta$ 或 $\delta_j \leq \delta_J$ 时, 转至步骤(4), 否则, 令 $j = j+1$, $\delta_j = \rho\delta_{j-1}$, 返回步

骤(2)。其中 η 为一个正数, 用于判断算法是否终止, ρ 为衰减因子, $0 < \rho < 1$ 。

[0096] (4) 最终输出求解后的目标场景向量 α 。根据最终输出求解后的目标场景向量 α 中的非零元素位置来确定各个目标的角度、距离和多普勒频移值。

[0097] 本发明的技术效果可以通过以下仿真结果进一步说明。设MIMO雷达的发射阵元数和接收阵元数分别为 $M_t=8$ 和 $M_r=8$, 发射阵元间隔和接收阵元间隔分别为 $d_t=2.5\lambda_0$ 、 $d_r=0.5\lambda_0$; 采用相互正交的噪声调频信号作为发射阵列的发射信号, 发射波形采样个数 $N=32$; 回波噪声采用均值为零、方差为 σ_n^2 的加性高斯白噪声, 定义回波信噪比为

$$[0098] \quad \text{SNR} = 10 \log_{10} \{ \text{tr}(S^*S) / N\sigma_n^2 \} \quad (13)$$

[0099] 式中, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵求迹运算。假设雷达目标探测场景有 $P=12$ 个距离单元, 雷达扫描角度范围 $[-30^\circ, 30^\circ]$, 以 1° 为间隔将其划分成61个角度单元, 即 $K=61$; 目标的多普勒频移用角度表示, 即 $\Phi_h = \omega_h N (180^\circ/\pi)$, 目标多普勒范围 $[-25^\circ, 25^\circ]$, 以 5° 为间隔将其划分成11个多普勒单元, 即 $H=11$ 。

[0100] 在迭代加权 l_q 算法中, 设置迭代次数 $l=8$, 迭代范数 $q=0.9$, $\varepsilon=0.01$, $\eta=0.01$ 。SL0_TSVD算法表示采用TSVD方法解决SL0算法中的病态问题; SL0_Tikhonov正则化法表示采用Tikhonov正则化方法解决SL0算法中的病态问题。为了表述方便, 本发明算法简称为TMSL0算法。在SL0算法、SL0_TSVD算法、SL0_Tikhonov正则化法及TMSL0算法中, 设置 $\sigma_J=0.01$, $\rho=0.8$, $\eta=0.01$, 内循环次数 $L=50$, 步长 $\mu=2$ 。在TMSL0算法中, 设置 $C=25$, 满足条件 $0 < C < 100$, 以确定截断门限 σ_t , 修正参数 $q_1=115$, $q_2=95$ 。在SL0_TSVD方法和SL0_Tikhonov方法中截断参数和正则化参数的选取都是采用经典的L曲线法。

[0101] 定义重构信噪比如下,

$$[0102] \quad \text{RSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|\alpha\|_2}{\|\hat{\alpha} - \alpha\|_2} \right) \quad (25)$$

[0103] 式中, α 为真实目标场景向量; $\hat{\alpha}$ 目标场景向量估计值; $\|\cdot\|_2$ 表示2-范数。

[0104] 仿真内容1: MIMO雷达在回波信噪比 $\text{SNR}=0\text{dB}$ 时的距离-角度-多普勒估计图

[0105] 图1为MIMO雷达目标的距离-角度估计图, 回波信噪比为 0dB 。图1(a)为真实目标在多普勒单元 5° 处的距离-角度单元估计图, 图1(b)、图1(c)、图1(d)、图1(e)和图1(f)分别是

SL0算法、迭代加权 l_q 方法、SL0_Tikhonov方法、SL0_TSVD方法和TMSL0方法估计得到的距离-角度估计图。图2(a)为真实目标在角度单元 -10° 处的距离-多普勒单元估计图,回波信噪比为0dB。图2(b)、图2(c)、图2(d)、图2(e)和图2(f)分别是由上述五种方法获得的距离-多普勒单元估计图。由图1和图2可知,当感知矩阵病态时,SL0算法失效,导致其无法有效重构MIMO雷达的目标信号;而迭代加权 l_q 方法、SL0_Tikhonov方法、SL0_TSVD方法虽都对病态感知矩阵作了不同的修正处理,在一定程度上改善了MIMO雷达感知矩阵的病态性,但是这些方法在参数估计时存在旁瓣电平较高,并在真实目标附近存在许多虚假目标的问题;TMSL0方法对感知矩阵奇异值进行二次截断和一次修正处理,进一步改善了MIMO雷达感知矩阵的病态性,从而能够以较高的精度重构目标信号,该方法的目标参数估计性能最好。

[0106] 仿真内容2:五种方法的重构信噪比与回波信噪比的变化关系

[0107] 设回波信噪比在 $-10\text{dB}\sim 20\text{dB}$ 之间变化,重复100次单独实验。图3为五种算法重构性能与回波信噪比的变化关系。由图3可知,由于SL0_Tikhonov方法和SL0_TSVD方法不同程度地改善了感知矩阵的病态性,它们的重构信噪比都明显高于SL0方法,而本发明提出的TMSL0方法重构性能优于SL0_Tikhonov方法和SL0_TSVD方法,相比之下,TMSL0方法更适合应用于MIMO雷达目标参数估计。

[0108] 仿真内容3:四种方法运行时间与回波信噪比的变化关系

[0109] 设回波信噪比在 $-10\text{dB}\sim 20\text{dB}$ 之间变化,重复100次单独实验。图4表示四种方法运行时间与回波信噪比的变化关系。迭代加权 l_q 方法的每次迭代都需要对更新后的大维度矩阵进行求逆运算,导致利用该方法对MIMO雷达目标参数估计耗时较长。SL0_Tikhonov方法、SL0_TSVD方法及TMSL0方法的运行时间明显低于迭代加权 l_q 方法,在较低的信噪比情况下,TSVD方法和Tikhonov方法由于采用L曲线法求解截断参数和正则化参数不稳定,对感知矩阵的病态性改善效果不理想,导致SL0算法中初值求解的精度较低,则需要更多的迭代次数才能达到退出条件,因此这两种方法运行时间较长,而当信噪比增加后,这三种方法的运行时间接近。

[0110] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,应当指出:对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

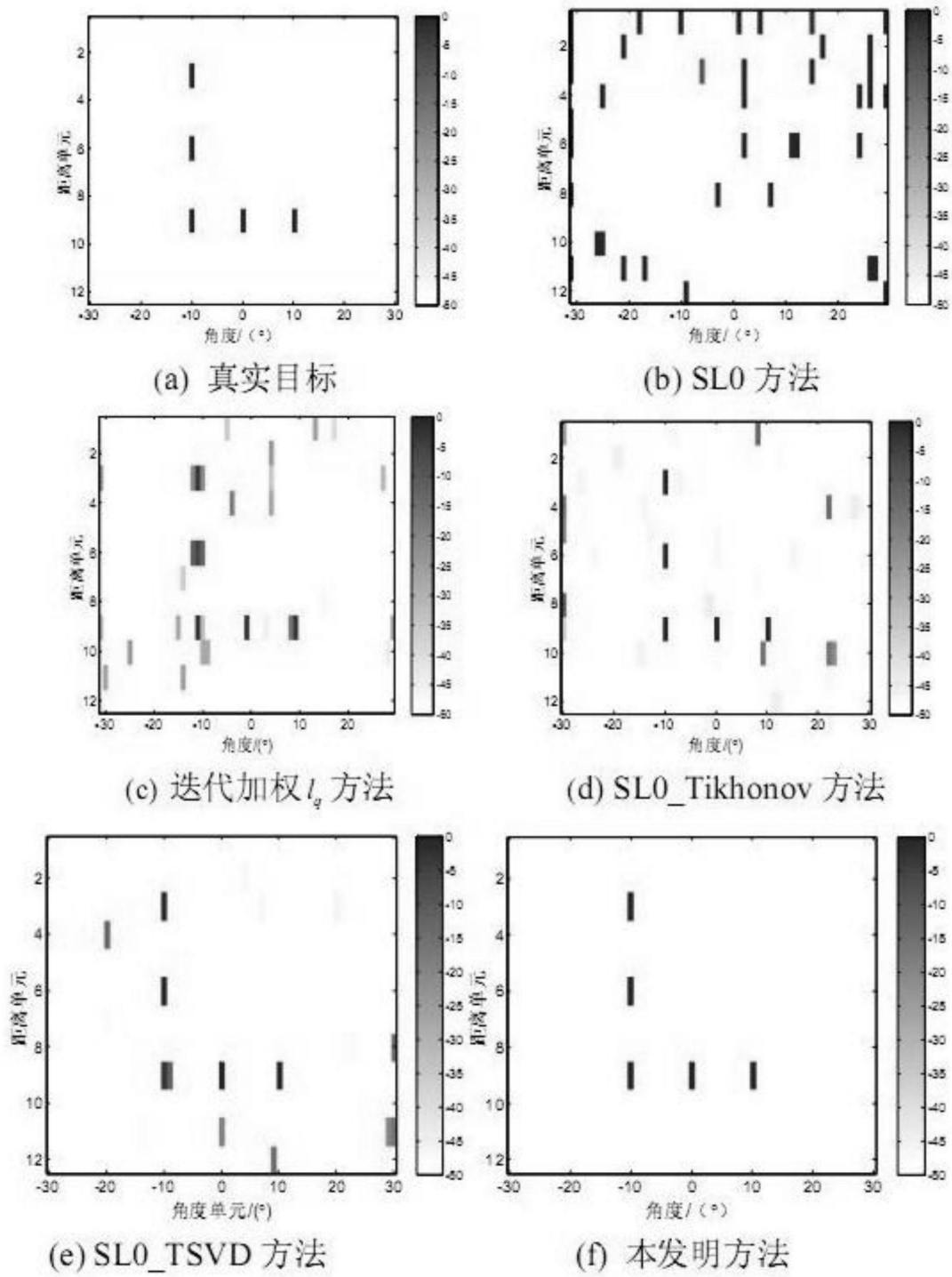


图1

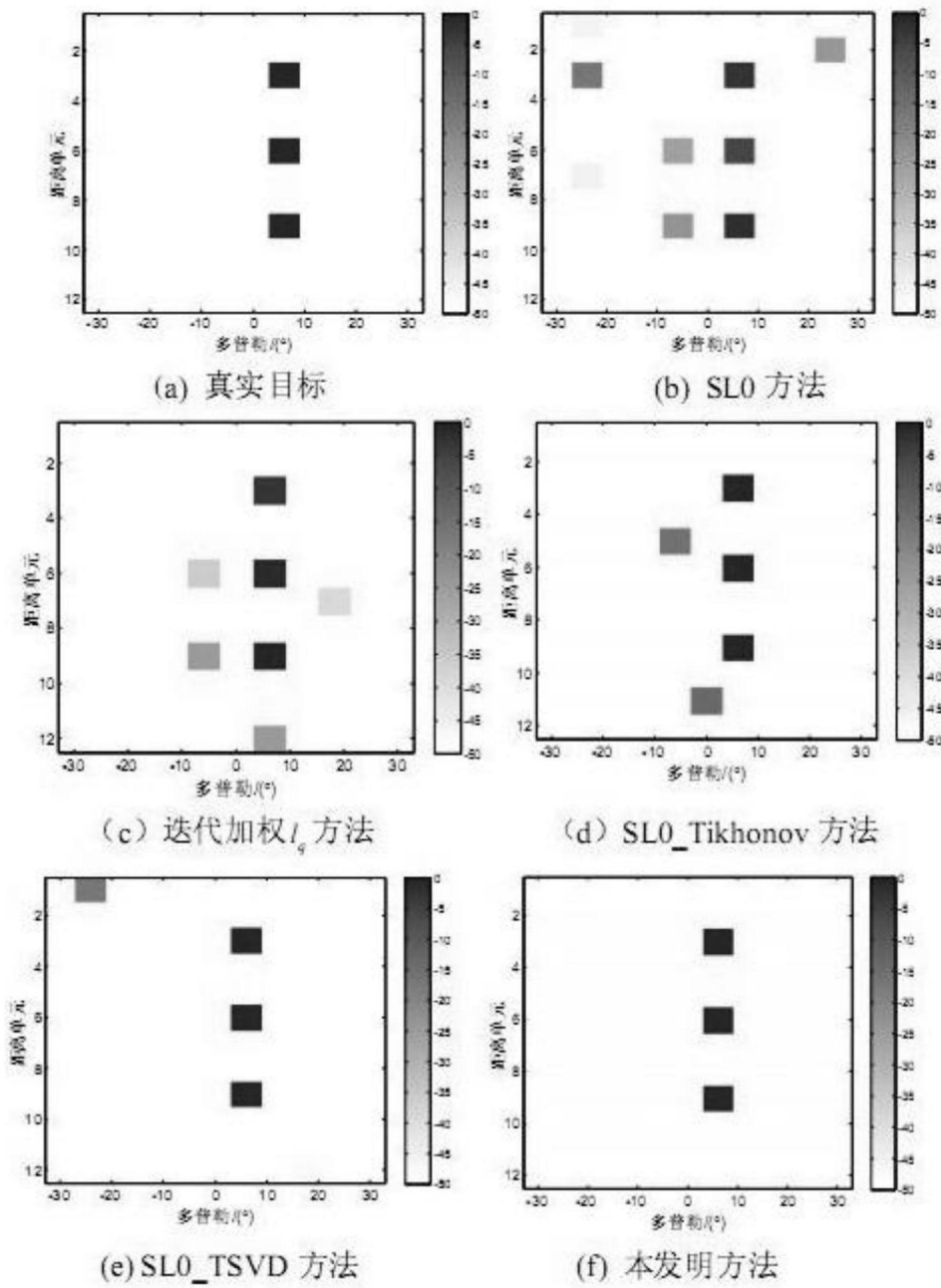


图2

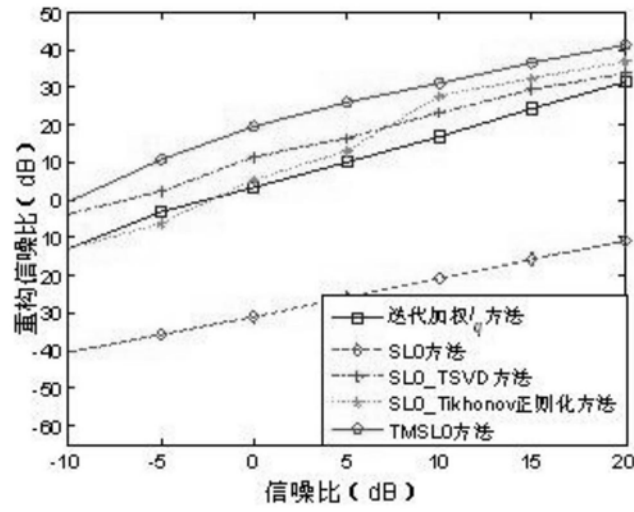


图3

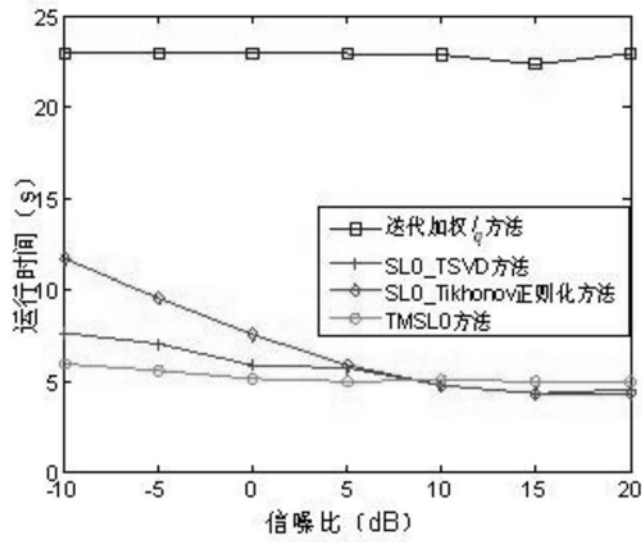


图4