基于离格稀疏表示的近场信源定位方法

靳 一① 徐常志① 荆 涛① 吴晓欢② 颜 俊② 李明玉*③

①(中国空间技术研究院西安分院 西安 710100)
②(南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210003)
③(重庆大学微电子与通信工程学院 重庆 400044)

摘 要：近场信源定位是下一代无线通信中的一个重要研究方向，现有的方法大多集中在传统子空间或在格稀疏方法。针对子空间类方法损失阵列孔径和稀疏表示类方法精度受网格划分效应制约的问题，该文提出了一种基于离格稀疏表示的定位方法。首先通过获得一个高阶累积量矩阵建立基于角度参数的离格信号模型，利用交替迭代优化方法实现角度的估计。然后根据角度估计值建立基于距离参数的离格信号模型，并采用交替迭代方法进行求解。仿真结果表明，所提方法不仅具有较高的估计精度，而且可以实现角度和距离参数的正确配对。

关键词：近场定位；稀疏表示；离格信号模型；交替迭代

中图分类号：TN911.3 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2021)11-3105-06

DOI: 10.11999/JEIT200784

Off-grid Sparse Representation Based Localization Method for Near-field Sources

JIN Yi① XU Changzhi① JING Tao① WU Xiaohuan② YAN Jun② LI Mingyu③

①(*China Academy of Space Technology-Xi'an*, *Xi'an* 710100, *China*)
②(*School of Communication and Information Engineering*, *Nanjing University of Posts and Telecommunications*, *Nanjing* 210003, *China*)
③(*School of Microelectronics and Communication Engineering*, *Chongqing University*, *Chongqing* 400044, *China*)

Abstract: Near-field source localization is a potential research topic in next-generation wireless communications. Most existing methods focus on traditional subspace based methods or on-grid sparse methods. For the problem that the accuracy of subspace class method loss array aperture and sparse representation method is restricted by mesh effect, an off-grid sparse representation localization method is proposed in this paper. First, by obtaining a high-order cumulant matrix, an angle based off-grid signal model is constructed and then the alternatively iterating optimization method is employed to estimate the angles. For range estimation, a range parameter based off-grid signal model is constructed by using the angle estimation values and is solved by alternatively iterating method. Simulation results reveal that the proposed method not only possesses high estimation accuracy, but also can realize auto-pairing of angles and ranges.

Key words: Near-field localization; Sparse representation; Off-grid signal model; Alternative iteration

1 引言

在传统无线通信中，用户到基站的距离一般远大于基站的天线尺寸，因此阵列接收模型都是基于远场假设，即入射到基站天线的用户发送信号可以看成是平面波。此时，信道信息由信道衰减系数和入射信号相对于基站天线的到达角(Direction-of-Arrival, DOA)来决定。为了得到DOA信息，研究者在远场假设下提出了众多估计算法[1–4]。最著名的算法有MUSIC(MUltiple SIgnal Classification)[1]、ESPRIT(EStimation of Parameters by Rotational Invariant Techniques)[2]和L1SVD(L1 recon-

收稿日期：2020-09-08；改回日期：2021-10-14；网络出版：2021-10-21
*通信作者： 李明玉 myli@cqu.edu.cn
基金项目：国家重点研发计划项目(2019YFB1803102)；国家自然科学基金(61801377, 62171068)
Foundation Items: The National Key Research and Development Program (2019YFB1803102); The National Natural Science Foundation of China (61801377, 62171068)

struction after Singular Value Decomposition)[3]。其中，以MUSIC和ESPRIT为代表的子空间类方法以高分辨率著称。在信号个数已知、大快拍等良好环境下，该类方法能够实现超分辨估计并具有近似最优的估计性能。然而，子空间类方法依赖于信号子空间和噪声子空间的正交性来实现测向，在一些恶劣场景下，如多径、小快拍、低信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)场景，两个子空间之间的正交性会遭到破坏，从而严重影响其测向性能。以L1SVD为代表的稀疏表示类测向方法基于空间角度稀疏的假设，具有较高的场景适应能力，能够适用于以上恶劣环境从而实现正确定位。然而该类方法建立在空间角度划分的基础上并假设入射信号来向无误差地落在划分的网格之上。当网格数较少时，该类方法难以达到所需的估计精度，而当网格数较多时，又会受限于有限等距准则(Restricted Isometry Property, RIP)。同时，大量的网格数会带来高计算量，从而极大降低计算效率。为此，研究者提出了离格类测向方法[5–7]，该类方法不依赖于上述假设，从而极大地提高了稀疏表示类测向方法的适用范围。在离格类方法中，信号来向不再假设落在预先划分好的网格之上，而是可以在整个角度空间内任意分布。阵列导向矢量通过1阶泰勒展开公式进行近似，从而建立起基于稀疏信号和网格偏差作为联合变量的信号模型。基于这一模型，研究者提出了若干方法来联合求解稀疏信号和偏移量，进而得到信号来向。Zhu等人[8]针对压缩感知算法中的重构矩阵存在误差的情况进行了研究，提出了一种新的方法即稀疏全局最小二乘法。Yang等人[9]提出稀疏信号的鲁棒稳定性，可以通过求解在适当条件下的扰动基追踪去噪(P-BPDN)优化问题。在存在测量噪声的情况下，重构误差正比于噪声水平。在特殊的无噪声情况下，重构精度很高。对于压缩信号而言，利用AA-P-BPDN交替算法求解非凸的P-BPDN优化问题。在离格估计模型的基础上，假定信号在所有快照上的拉普拉斯先验已知，文献[10]基于贝叶斯理论提出了一种利用不同快照间联合稀疏性的迭代算法进行测向。文献[11]提出了一种基于两步迭代优化的测向方法，通过交替优化稀疏信号和偏移量来完成测向。

在下一代无线通信系统中，增强基站的空间分辨率及提高空间复用能力是一个重要的研究方向。为此，研究者提出了超大孔径天线阵列(Extremely Large Aperture Array, ELAA)的概念[12]。ELAA的孔径尺寸一般为数米至数十米，其近场区域可达数千米，依赖于远场假设的传统信号模型则无法适用于ELAA场景。因此有必要研究基于近场信号模型的定位方法。当用户位于基站天线阵列的近场区域时，基站接收信号为球面波形式。用户的定位信息由DOA和用户到基站之间的距离来确定。因此，近场定位需要同时求解信号源的2维参数，即DOA和距离。由于近场信号模型中导向矢量较为复杂，一般采用2阶泰勒展开式将球面波信号模型近似为二次型形式的信号模型来简化。基于这一模型，研究者们提出了一系列近场定位方法，如倾斜投影MUSIC(Oblique Projection MUSIC, OPMUSIC)方法[13]，两步MUSIC(Two-Stage MUSIC, TSMUSIC)方法[14]和在格稀疏方法(On-grid Sparse Approach, OSA)[15]等。其中，OPMUSIC和TSMUSIC为传统子空间类方法，且可同时实现远近场混合源的定位。这两种方法继承了子空间类方法高精度的优点，但损失了阵列孔径。OSA为稀疏表示类方法，通过在角度空间和距离空间分别划分网格，利用加权L_1范数最小化模型来求出DOA和距离参数，同时，OSA可以实现DOA和距离的自动配对。然而，该类方法同样受到网格划分效应的制约，既需要细分网格来提高估计精度，同时又受限于RIP准则和较高的计算效率。因此，迫切需要一种在无需增加网格密度的情况下具有较高估计精度的定位方法。

本文提出了一种基于稀疏表示理论的离格近场定位方法。首先，通过获得一个高阶累积量矩阵建立一个基于角度参数的离格信号模型，再利用交替迭代优化方法实现对角度的估计。随后，根据角度估计值建立基于距离参数的离格信号模型，并采用交替迭代方法进行求解。

本文所用到的符号如下：对于矩阵$\boldsymbol{A}$，$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}$和$\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}$分别表示矩阵$\boldsymbol{A}$的转置矩阵和共轭转置矩阵，$\|\boldsymbol{A}\|_2$和$\|\boldsymbol{A}\|_{\mathrm{F}}$分别表示矩阵$\boldsymbol{A}$的2范数和Frobenius范数；$\odot$表示哈达玛积运算；diag表示取矩阵对角线元素或者将向量转换为对角阵。

2 典型的信号模型

假设空间中有K个窄带近场信号入射到一个阵元个数为N的均匀线阵(Uniform Linear Array, ULA)上，阵列中阵元的索引值为$\boldsymbol{\Omega}=\{-M,\cdots,M\}$。如图1所示，其中第$k$个入射信号来向相对于阵列法线的入射角为$\theta_k$。取中间阵元作为参考阵元，则第$k$个信源距参考阵元的距离为$r_k$。整个阵列的输出为

$$\boldsymbol{x}(\mathrm{t})=\boldsymbol{A}\boldsymbol{s}(\mathrm{t})+\boldsymbol{n}(\mathrm{t}) \tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{x}(\mathrm{t})$为$t$时刻的阵列输出，$\boldsymbol{A}=[\boldsymbol{\alpha}(\theta_1,r_1),\boldsymbol{\alpha}(\theta_2,r_2),$

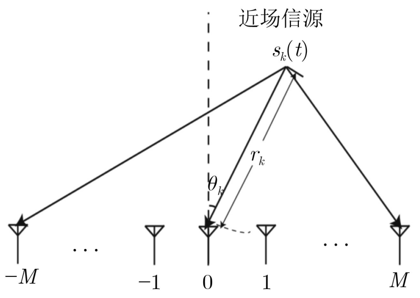


图 1 近场信源估计示意图

$\cdots,\boldsymbol{\alpha}(\theta_K,r_K)]$ 为阵列流形矩阵，$\boldsymbol{\alpha}(\theta_k,r_k)=\left[\mathrm{e}^{\mathrm{j}[-\boldsymbol{M}\omega_k+(-\boldsymbol{M})^2\phi_k]},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}[\boldsymbol{M}\omega_k+(\boldsymbol{M})^2\phi_k]}\right]^{\mathrm{T}}$为第$k$个信号的导向矢量，$\boldsymbol{s}(t)$为$t$时刻的入射信号，$\boldsymbol{n}(\mathrm{t})$为$t$时刻的零均值加性高斯白噪声，且

$$\omega_k=-2\pi\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_k) \tag{2}$$

$$\phi_k=\pi\frac{d^2}{\lambda r_k}\cos^2(\theta_k) \tag{3}$$

其中，d表示阵元之间的间距，λ表示信号波长。本文的目的是通过阵列接收模型式(1)恢复出K个信号的DOA参数$\boldsymbol{\theta}=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_k\}$和距离参数$\boldsymbol{r}=\{r_1,r_2,\cdots,r_k\}$，并完成配对。

在介绍本文所提方法之前，提出如下假设：

(1) 为了避免出现角度模糊，阵元间隔d应满足$d\le\lambda/4$；

(2) 入射信号为窄带零均值平稳随机过程，且其4阶累积量不为零；

(3) 阵列接收噪声与信号无关，且为加性零均值高斯白噪声。

3　离格稀疏表示的定位方法

本文所提的方法包含两步：首先，根据阵列输出信息得到4阶累积量矩阵，建立基于角度的离格信号模型来求解角度信息；其次，建立基于距离参数的离格信号模型来实现距离参数的求解。

3.1 角度参数求解

阵列输出的4阶累积量定义为

$$\begin{aligned}c(m,n,p,q)=&\mathrm{cum}\left\{x_m(\mathrm{t}),x_n^*(\mathrm{t}),x_p(\mathrm{t}),x_q^*(\mathrm{t})\right\}\\=&\sum_{k=1}^{K}c_{s_k}\mathrm{e}^{\mathrm{j}[(m-n)-(p-q)]\omega_k}\\&\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}[(m^2-n^2)-(p^2-q^2)]\phi_k}\end{aligned} \tag{4}$$

其中，c_{s_k}表示第k个信号的4阶累积量。令$\overline{m}=m+N+1$，$\overline{n}=n+N+1$，可得到式(5)的4阶累积量矩阵

$$\begin{aligned}\boldsymbol{C}(\overline{m},\overline{n})=&\mathrm{cum}\left\{x_m(\mathrm{t}),x_{-n}^*(\mathrm{t}),x_{-n}(\mathrm{t}),x_n^*(\mathrm{t})\right\}\\=&\sum_{k=1}^{K}c_{s_k}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2(m-n)\omega_k}\end{aligned} \tag{5}$$

矩阵$\boldsymbol{C}$可以进一步表示为

$$\boldsymbol{C}=\sum_{k=1}^{K}c_{s_k}\overline{\boldsymbol{a}}(\theta_k)\overline{\boldsymbol{a}}^{\mathrm{H}}(\theta_k)=\overline{\boldsymbol{A}}(\theta)\boldsymbol{C_s}\overline{\boldsymbol{A}}^{\mathrm{H}}(\theta) \tag{6}$$

其中，$\boldsymbol{C_s}=\mathrm{diag}([c_{s_1},c_{s_2},\cdots,c_{s_K}])$，$\overline{\boldsymbol{A}}(\theta)=[\overline{\boldsymbol{a}}(\theta_1),\cdots,\overline{\boldsymbol{a}}(\theta_K)]$，$\overline{\boldsymbol{a}}(\theta_k)=\left[\mathrm{e}^{\mathrm{j}2(-N)w_k},\cdots,1,\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2Nw_k}\right]^{\mathrm{T}}$。从式(6)可以看出，矩阵$\boldsymbol{C}$只与角度参数相关，而与距离参数无关。令$\overline{\boldsymbol{S}}=\boldsymbol{C_S}\overline{\boldsymbol{A}}^{\mathrm{H}}(\theta)$为虚拟阵列输入信号，则模型式(6)可以看成一个远场信源场景下的虚拟阵列输出，即

$$\boldsymbol{C}=\overline{\boldsymbol{A}}(\theta)\overline{\boldsymbol{S}} \tag{7}$$

将角度空间划分为个网格，网格集合为$\vartheta=\{\vartheta_1,\vartheta_2,\cdots,\vartheta_Q\}$，定义$\vartheta_{q_k}(q_k\in\{1,2,\cdots,Q\})$为距$\theta_k$最近的网格点，由于$\theta_k$在整个角度空间均匀分布，因此$\theta_k$和$\vartheta_{qk}$之间的误差会始终存在，定义为$\delta_{qk}=\theta_k-\vartheta_{qk}$。则第$\boldsymbol{k}$个入射信号的导向矢量$\boldsymbol{a}(\theta_k)$可以通过1阶泰勒展开式表示为

$$\boldsymbol{a}(\theta_k)=\boldsymbol{a}(\vartheta_{qk})+\boldsymbol{b}(\vartheta_{qk})\delta_{qk} \tag{8}$$

其中，$\boldsymbol{b}(\vartheta_{qk})$表示$\boldsymbol{a}(\vartheta_{qk})$在$\vartheta_{qk}$处的导数。定义$\boldsymbol{B}^{\circ}=[\boldsymbol{b}(\vartheta_1),\boldsymbol{b}(\vartheta_2),\cdots,\boldsymbol{b}(\vartheta_Q)]$，$\boldsymbol{\varDelta}=\mathrm{diag}(\boldsymbol{\delta})$，$\boldsymbol{\delta}=[\delta_1,\delta_2,\cdots,\delta_Q]^{\mathrm{T}}$，则模型式(7)可以扩展成式(9)的离格信号模型

$$\boldsymbol{C}=\left(\overline{\boldsymbol{A}}^{\circ}+\boldsymbol{B}^{\circ}\boldsymbol{\varDelta}\right)\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ} \tag{9}$$

其中，$\overline{\boldsymbol{A}}^{\circ}=[\overline{\boldsymbol{a}}(\vartheta_1),\overline{\boldsymbol{a}}(\vartheta_2),\cdots,\overline{\boldsymbol{a}}(\vartheta_Q)]$，$\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ}$为扩展之后的稀疏信号，其非零值位置代表了$\vartheta_{qk}$的大小。根据稀疏表示理论，提出式(10)的基于$\ell_1$范数最小化模型

$$\min_{\overline{S}^{\circ},\delta}\beta\left\|\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ}\right\|_{2,1}+\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{C}-\left(\overline{\boldsymbol{A}}^{\circ}+\boldsymbol{B}^{\circ}\boldsymbol{\varDelta}\right)\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ}\right\|_{\mathrm{F}}^{2} \tag{10}$$

其中，$\beta>0$为用户定义的参数。从模型式(10)可以看出，由于双线性变量$\Delta\overline{S}^{\circ}$的存在，该模型是一个非凸问题，因此难以在多项式时间内求解。为了有效求解该问题，通过交替迭代更新变量$\overline{S}^{\circ}$和Δ来实现[9]。

在第$\boldsymbol{q}$次迭代中，首先固定$\boldsymbol{\varDelta}$，通过求解式(11)优化问题来更新$\overline{S}^{\circ}$

$$\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)}=\min_{\overline{S}^{\circ}}\beta||\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ}||_{2,1}+\frac{1}{2}||C-\left(\overline{\boldsymbol{A}}^{\circ}+\boldsymbol{B}^{\circ}\boldsymbol{\varDelta}^{(q)}\right)\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ}||_{\mathrm{F}}^{2} \tag{11}$$

由于模型式(11)是一个凸优化问题，因此可以通过CVX等优化工具箱进行求解。在得到最优解$\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)}$后，再根据式(12)优化问题来更新$\boldsymbol{\varDelta}$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\delta}^{(q+1)}=&\min_{\delta}\beta||\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)}||_{2,1}+\frac{1}{2}||\boldsymbol{C}\\&-\left(\overline{\boldsymbol{A}}^{\circ}+\overline{\boldsymbol{B}}^{\circ}\boldsymbol{\varDelta}\right)\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)}||_{\mathrm{F}}^{2}\end{aligned} \tag{12}$$

注意到，模型式(12)实质上是关于δ的加权最

小二乘估计，因此可以通过一系列推导得到其闭式解。根据文献[10]，可得模型式(12)的解为

$$\hat{\boldsymbol{\delta}}^{(q+1)} = \Re\left\{\boldsymbol{D}^{-1}\boldsymbol{f}\right\} \tag{13}$$

其中

$$\boldsymbol{D} = \left(\boldsymbol{B}^{\circ H}\boldsymbol{B}^{\circ}\right) \odot \left(\bar{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)}\bar{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)^{\mathrm{H}}}\right) \tag{14}$$

$$\boldsymbol{f} = \mathrm{diag}\left(\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)}\left(\boldsymbol{C} - \overline{\boldsymbol{A}}^{\circ}\overline{\boldsymbol{S}}^{\circ(q+1)}\right)^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B}^{\circ}\right) \tag{15}$$

当迭代终止时，可以得到离格情况下的空间功率谱P^{final}和新的网格集合

$$\vartheta^{\circ} = \vartheta + \hat{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{final}} \tag{16}$$

其中，$\boldsymbol{P}^{\mathrm{final}}$由迭代终止时模型式(11)的最优解生成，$\hat{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{final}}$为迭代终止时$\hat{\boldsymbol{\delta}}^{(q+1)}$的大小，则DOA的估计值$\hat{\boldsymbol{\theta}}$可以通过搜索$\boldsymbol{P}^{\mathrm{final}}$的前$K$个峰值索引值在$\vartheta^{\circ}$中所对应的大小来得到。

3.2 求解距离参数

将角度估计值$\hat{\boldsymbol{\theta}}$代入模型式(1)可得

$$\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{A}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}\right)\boldsymbol{s}(t) + \boldsymbol{n}(t) \tag{17}$$

其中，$\boldsymbol{A}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}\right)$是关于距离$\boldsymbol{r}$的阵列流形矩阵。信源距离$\boldsymbol{r}$的分布空间为$\left[0.62\left(D^3/\lambda\right)^{1/2}, 2D^2/\lambda\right]$，其中$D$为阵列孔径大小。参照DOA求解过程，本文将$\boldsymbol{r}$的空间范围进行网格划分，得到网格点集合$\boldsymbol{r}^{o} = \{r_1, r_2, \cdots, r_V\}$，进而得到离格场景下的稀疏扩展模型

$$\boldsymbol{x}(t) = \left[\boldsymbol{A}^{\circ}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}^{\circ}\right) + \boldsymbol{B}^{\circ}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}^{\circ}\right)\boldsymbol{\Delta}_{\boldsymbol{r}}\right]\boldsymbol{s}^{\circ}(t) + \boldsymbol{n}(t) \tag{18}$$

其中，$\boldsymbol{A}^{\circ}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}^{\circ}\right) = \left[\boldsymbol{A}^{\circ}\left(\hat{\theta}_1, \boldsymbol{r}^{\circ}\right), \cdots, \boldsymbol{A}^{\circ}\left(\hat{\theta}_K, \boldsymbol{r}^{\circ}\right)\right]$，$\boldsymbol{B}^{\circ}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}^{\circ}\right)$表示$\boldsymbol{A}^{\circ}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}^{\circ}\right)$关于$\boldsymbol{r}$的导数，$\boldsymbol{s}^{\circ}(t)$表示扩展之后的等价稀疏信号，$\boldsymbol{\Delta}_{\boldsymbol{r}}$的定义与$\boldsymbol{\Delta}$类似。因为，建立式(19)稀疏重构模型

$$\begin{aligned}\min_{\boldsymbol{s}^{\circ}(t), \boldsymbol{\Delta}_r} \eta \sum\nolimits_t \left|\boldsymbol{s}^{\circ}(t)\right| + \frac{1}{2}\sum\nolimits_t \|\boldsymbol{x}(t) \\ - \left[\boldsymbol{A}^{\circ}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}^{\circ}\right) + B^{\circ}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{r}^{\circ}\right)\boldsymbol{\Delta}_{\boldsymbol{r}}\right]\boldsymbol{s}^{\circ}(t)\|_2^2\end{aligned} \tag{19}$$

其中，$\eta > 0$为用户设置的参数。该模型同样是一个非凸问题，求解方式与式(11)～式(16)类似。同时，通过模型式(19)来求解距离参数，可以实现角度和距离参数的自动配对。

4 仿真实验及结果

本文将通过一些仿真实验来验证所提算法的有效性。在仿真实验中，选用在近场定位领域具有代表性的OPMUSIC[12], TSMUSIC[13]和OSA[14]等算法。所采用的阵列为7阵元均匀线阵，阵元间隔为$d = \lambda/4$，入射信号为$\mathrm{e}^{\mathrm{j}\psi}$，其中相位$\psi$在$[0, 2\pi]$区间内均匀分布。衡量算法性能的指标为估计结果的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)，其定义为

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{Mo}\sum_{n=1}^{Mo}\|\boldsymbol{\theta}_n^{\mathrm{Est}} - \boldsymbol{\theta}_n^{\mathrm{True}}\|_2^2} \tag{20}$$

其中，M_{O}表示仿真次数，$\boldsymbol{\theta}_n^{\mathrm{True}}$和$\boldsymbol{\theta}_n^{\mathrm{Est}}$分别对应于第$\boldsymbol{n}$次仿真实验中的角度真实值和估计值。同时，本文选用克拉美罗下界(Crammer-Rao Lower Bound, CRLB)作为衡量估计性能的参考。

4.1 RMSE随信噪比的变化情况

假设两个窄带近场信号以$\{0^{\circ}, 1.3\lambda\}$和$\{20^{\circ}, 3\lambda\}$的位置入射到该阵列上，所采集到的快拍数为600，令信噪比的变化范围为–15～25dB，得到各个算法估计结果的RMSE和运行时间随信噪比的变化情况如图2所示。

从图2(a)中可以看出，本文所提的离格方法可以以较快的速度逼近CRLB，且随着信噪比的提升继续下降，并始终贴近CRLB；相比之下，OSA虽然能够率先逼近CRLB，但随着信噪比的增加其RMSE并不能持续降低，而是表现出一种性能“饱和”现象；OPMUSIC由于平滑方法的引入损失了阵列孔径，因此性能较低；TSMUSIC则表现出与本文方法类似的估计性能。从图2(b)中可以看出，本文方法在信噪比大于–5 dB以后能够始终贴近CRLB，OPMUSIC在信噪比大于5 dB时才能逼近CRLB，OSA在信噪比较大时仍然偏离CRLB，而TSMUSIC表现不佳。图2(c)展示了各个算法的运行时间比较，从图中可以看出，由于本文所提方法和OSA方法属于稀疏重构方法，因此运行时间要大于基于子空间的OPMUSIC和TSMUSIC方法，但计算效率仍要优于OSA方法。

4.2 RMSE随快拍数的变化情况

在本部分仿真中，比较了不同快拍数情况下各个方法的RMSE性能。实验参数与4.2节仿真实验基本相同，快拍数变化范围为100～800，且信噪比设置为10 dB，实验结果如图3所示。

从图3(a)中可以看出，本文方法在整个快拍数范围内均能够较好的逼近CRLB, TSMUSIC表现出与本文方法类似的估计性能，而OPMUSIC和OSA则表现不佳。从图3(b)中可以看出，本文方法在距离估计方面仍然给出了优良的估计能力，OPMUSIC表现类似，而其他两种方法则性能较差。从第4.1节和第4.2节仿真实验结果可以看出，本文方法具有稳定优良的近场源定位能力。

本文还比较了小快拍场景下的测向性能，实验参数设置与第4.1节仿真实验相同，快拍数设置为100，所得到的仿真结果如图4所示。从图4(a)中可以看出，所提方法和TSMUSIC能够逼近CRLB，OSA和OPMUSIC则存在一定的性能损失。从图4(b)中可以看出，TSMUSIC方法的性能较差，OPMUSIC方法和本文所提方法能够接近CRLB。

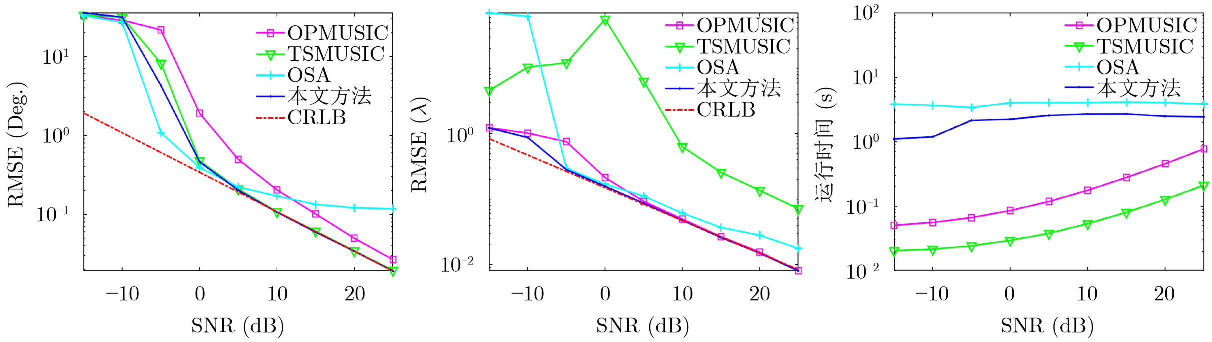
4.3　RMSE随角度间隔的变化情况

在本节仿真实验中，比较了各个算法随信号DOA间隔的变化情况。假设两个入射信号以$\{0^o, 1.3\lambda\}$和$\{\Delta\theta, 3\lambda\}$的位置入射，快拍数为600，信噪比为20 dB，角度间隔$\Delta\theta$的变化区间为$[6^o, 20^o]$，则所得到的仿真结果如图5所示。

从图5中可以看出，本文方法能够实现角度相近时的高精度估计，并能够逼近理论下界。相比之下，其他几种定位方法均无法实现在角度靠近时DOA和距离的正确估计。

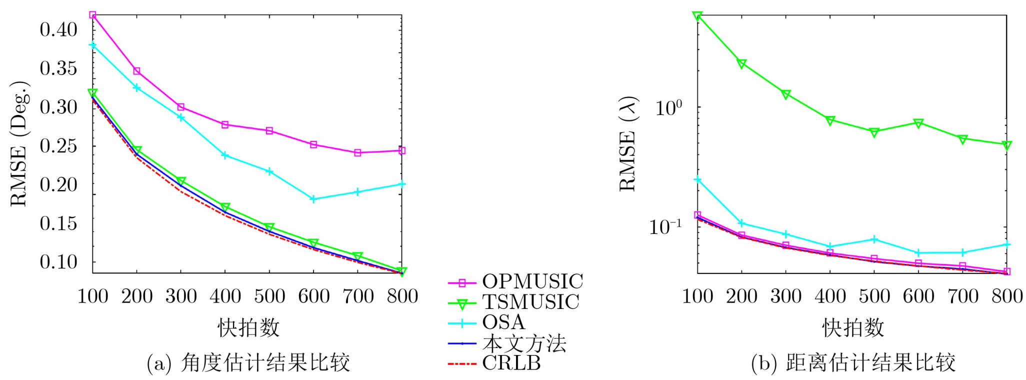
5　结束语

本文提出了一种近场源定位方法，该方法首先得到一个4阶累积量矩阵，进而建立起离格扩展信号模型，并利用交替迭代优化方法来实现对角度的



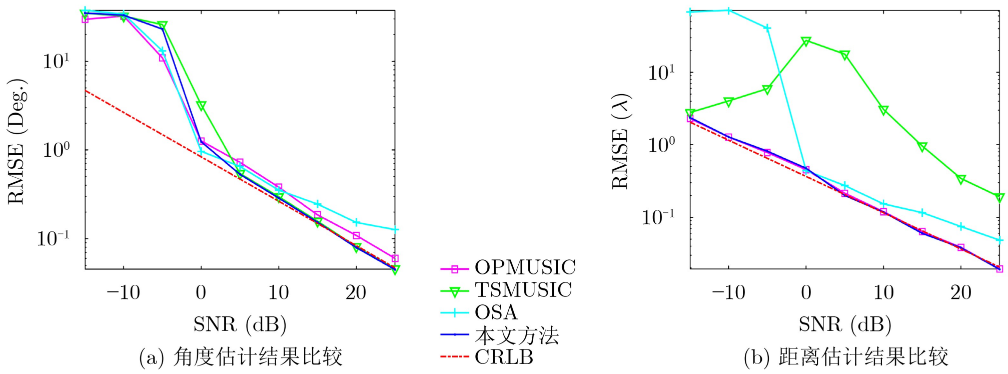
(a) 角度估计结果比较　(b) 距离估计结果比较　(c) 运行时间结果比较

图 2 RMSE和运行时间随信噪比的变化情况



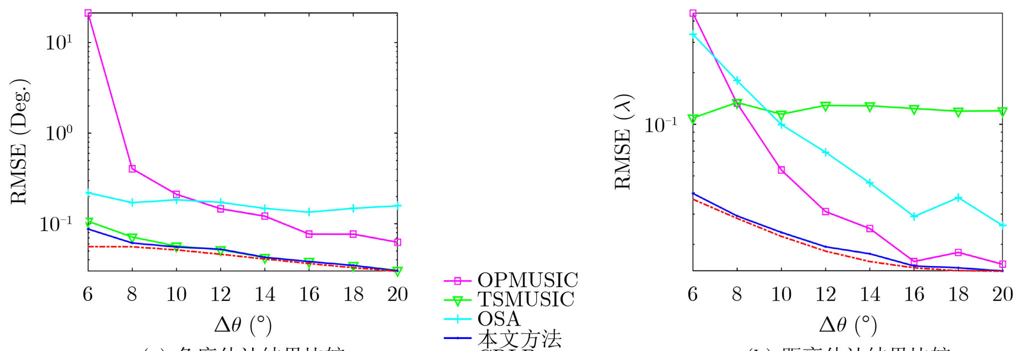
(a) 角度估计结果比较　(b) 距离估计结果比较

图 3 RMSE随快拍数的变化情况



(a) 角度估计结果比较　(b) 距离估计结果比较

图 4 小快拍场景下RMSE随信噪比的变化情况



(a) 角度估计结果比较 (b) 距离估计结果比较

图 5 RMSE随角度间隔的变化情况

估计。随后，利用角度的估计信息，构建基于距离参数的离格扩展模型，并采用类似于角度估计的方法来得到距离估计值。该方法不仅具有较高的估计精度，还能够实现角度和距离参数的自动配对。

参 考 文 献

[1] SCHMIDT R. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1986, 34(3): 276–280. doi: 10.1109/TAP.1986.1143830.

[2] ROY R and KAILATH T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 37(7): 984–995. doi: 10.1109/29.32276.

[3] MALIOUTOV D, CETIN M, and WILLSKY A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 3010–3022. doi: 10.1109/TSP.2005.850882.

[4] 蒋莹, 王冰切, 韩俊, 等. 基于分布式压缩感知的宽带欠定信号DOA估计[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(7): 1690–1697. doi: 10.11999/JEIT180723.

JIANG Ying, WANG Bingqie, HAN Jun, *et al*. Underdetermined wideband DOA estimation based on distributed compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(7): 1690–1697. doi: 10.11999/JEIT180723.

[5] WU Xiaohuan, ZHU Weiping, and YAN Jun. Direction of arrival estimation for off-grid signals based on sparse bayesian learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(7): 2004–2016. doi: 10.1109/JSEN.2015.2508059.

[6] CHEN Peng, CAO Zhenxin, CHEN Zhimin, *et al*. Sparse off-grid DOA estimation method with unknown mutual coupling effect[J]. *Digital Signal Processing*, 2019, 90: 1–9. doi: 10.1016/j.dsp.2019.04.001.

[7] CHEN Peng, CHEN Zhimin, CAO Zhenxin, *et al*. A new atomic norm for DOA estimation with gain-phase errors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4293–4306. doi: 10.1109/TSP.2020.3010749.

[8] ZHU Hao, LEUS G, and GIANNAKIS G. Sparsity-cognizant total least-squares for perturbed compressive sampling[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(5): 2002–2016. doi: 10.1109/TSP.2011.2109956.

[9] YANG Zai, ZHANG Cishen, and XIE Lihua. Robustly stable signal recovery in compressed sensing with structured matrix perturbation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(9): 4658–4671. doi: 10.1109/TSP.2012.2201152.

[10] YANG Zai, XIE Lihua, and ZHANG Cishen. Off-grid direction of arrival estimation using sparse Bayesian inference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(1): 38–43. doi: 10.1109/TSP.2012.2222378.

[11] WU Xiaohuan, ZHU Weiping, YAN Jun, *et al*. Two sparse-based methods for off-grid direction-of-arrival estimation[J]. *Signal Processing*, 2018, 142: 87–95. doi: 10.1016/j.sigpro.2017.07.004.

[12] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L, WYMEERSCH H, *et al*. Massive MIMO is a reality - what is next?: five promising research directions for antenna arrays[J]. *Digital Signal Processing*, 2019, 94: 3–20. doi: 10.1016/j.dsp.2019.06.007.

[13] HE J, SWAMY M N S, and AHMAD M. Efficient application of MUSIC algorithm under the coexistence of far-field and near-field sources[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(4): 2066–2070. doi: 10.1109/TSP.2011.2180902.

[14] LIANG Junli and LIU Ding. Passive localization of mixed near-field and far-field sources using two-stage MUSIC algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(1): 108–120. doi: 10.1109/TSP.2009.2029723.

[15] WANG Bo, LIU Juanjuan, and SUN Xiaoying. Mixed sources localization based on sparse signal reconstruction[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(8): 487–490. doi: 10.1109/lsp.2012.2204248.

靳 一：男，1984年生，高级工程师，博士，研究方向为卫星通信与网络.

徐常志：男，1985年生，高级工程师，博士，研究方向为卫星通信与网络.

荆 涛：男，1985年生，工程师，硕士，研究方向为卫星通信与网络.

吴晓欢：男，1988年生，讲师，博士，研究方向为阵列信号处理.

颜 俊：男，1981年生，副教授，博士，研究方向为通信信号处理.

李明玉：男，1978年生，副教授，博士，研究方向为射频电路与系统.

责任编辑：陈 倩