

一种基于循环稀疏表示的同频带干扰抑制 及发射源定位方法

夏楠,高紫俊,李博,王珏

(大连工业大学信息科学与工程学院,辽宁大连 116034)

摘要: 针对无线通信中的同频信号干扰问题,受信号稀疏表示及循环平稳特性启发,本文通过建立位置坐标的样本集合,构造字典矩阵,采用优化方法在循环频域实现稀疏信号重建,利用接收到信号的循环谱切片直接估计发射源位置. 仿真结果表明,该所提算法的定位误差接近于推导的克拉美劳下界,在低信噪比和信干比条件下优于现有的频域直接定位和两步定位算法,具有更高的定位精度.

关键词: 发射源定位; 同频干扰; 循环谱; 稀疏表示; 稀疏信号重建

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)01-0008-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20191177

A Method of Co-Channel Interference Suppression and Transmitter Localization Method Based on Cyclic Sparse Representation

XIA Nan, GAO Zi-jun, LI Bo, WANG Jue

(School of Information Science and Engineering, Dalian Polytechnic University, Dalian, Liaoning 116034, China)

Abstract: Toward the co-channel signal interference problem in wireless communications, inspired by sparse representation and cyclostationary characteristics, the dictionary matrix is constructed by establishing the sample set of position coordinates, and the sparse signal is reconstructed in cyclic frequency domain using optimization method. Then, the position of the transmitter is directly determined from the cyclic spectrum slice of the received signal. Simulation results show that the localization performance of the proposed algorithm is close to the derived Cramer-Rao lower bound, and outperforms the existing frequency domain direct localization algorithm and two-step localization algorithm, especially in cases of low signal-to-noise ratios and signal-to-interference ratios.

Key words: transmitter localization; co-channel interference; cyclic spectrum; sparse representation; sparse signal reconstruction

1 引言

近年来,无线电同频干扰事件频发,涉及频段广、业务多,主要体现在有限频率资源的复用^[1]、阻塞技术^[2]的利用以及一些恶意干扰的出现,对人民群众的经济生活带来较大影响. 因此,对同信道发射源的被动定位也成为无线电监测领域一项重要的课题^[3,4].

通常情况下,同频信号带宽存在差异,虽然信号在时域和频域相互混叠,但在循环频率域具有可分离特性. 现有的基于信号循环平稳特性的方法主要体现在对同信道信号波达方向(DOA)、接收信号强度(RSS)以

及到达时间差(TDOA)等参数的测量. 文献[5]介绍了一种基于循环熵的DOA估计方法用以抑制具有不同循环频率的同信道干扰,但多通道接收机硬件系统复杂度和成本较高,限制了其大规模的应用. 文献[1]提出了一种循环加权矩心算法,通过分别测量同信道信号的RSS实现定位,该方法计算复杂度相对较低,但定位的精度不高. 文献[6]针对具有不同循环频率的同频信号提出了一种基于分数低阶循环平稳的TDOA估计方法. 在此基础上,可以通过最小均方(LS)方法^[7,8]实现目标信号的定位.

上述定位方法是传统的“两步法”,即首先测量信

号的 TDOA 等特征参数,再进行目标位置的估计.但是,这类算法在第一步中没有限制信号来自于同一个发射源,因此并不能保证定位结果是对位置参数的最优估计^[9,10].在这种背景下,如何从多传感器采集信号中直接获得目标的位置信息得到了广泛的关注.文献[11]研究了利用信号频率域互相关函数矩阵的直接定位方法,文献[12]则对信号波形已知情况下的直接定位算法性能进行了分析.但是该类方法信号波形能否准确估计或者获取,以及样本点和搜索范围的选取对定位性能均有较大影响.为解决现有直接定位算法存在的不足,本文在信号稀疏表示^[13,14]的基础上,提出一种循环稀疏表示方法,即通过在位置状态空间引入一组随机样本点构造字典矩阵,对信号在循环频率域进行稀疏重构,实现对多个同频信号的联合定位.该方法主要创新体现在以下三个方面:

(1)首次将循环谱与稀疏表示有机结合,实现在循环频率域的信号重构.

(2)与两步时差定位法^[6,7]相比,无需估计 TDOA,利用信号的循环谱直接得到同信道发射源的位置估计,在较低信噪比条件下仍然能够得到可靠的定位精度.

(3)与现有的多目标直接定位法^[11],提出基于样本重采样的信号重构方法,无需估计信号波形,在不增加计算复杂度的基础上大幅度提升了定位精度.

2 问题描述

考虑二维平面上 J 个固定位置信号源位置坐标向量为 $\boldsymbol{\theta}_{T,j} = [x_{T,j}, y_{T,j}]^T$, $j=1,2,\dots,J$,上标符号 T 表示转置.信号具有相同调制方式和载波频率,不同的调制速率,信号在时域和频域都是重叠的,但是不相关.基于 TDOA 定位系统硬件平台,信号由 M 个随机分布接收基站单元同步采集获得.其中,参考基站位置坐标向量表示为 $\boldsymbol{\theta}_r = [x_r, y_r]^T$,在离散时刻 t 的中频数字采样信号输出 $r(t)$ 可以表示为:

$$r(t) = \sum_{j=1}^J s_j(t) + u(t) \quad (1)$$

其中, $t=1,2,\dots,K$ 表示时间序列索引, K 表示观测时间内总采样点数, $s_j(t)$ 是第 j 个信源信号, $u(t)$ 表示测量噪声随机变量,服从零均值高斯分布.其余 $M-1$ 个基站位置坐标向量表示为 $\boldsymbol{\theta}_i = [x_i, y_i]^T$, $i=1,2,\dots,M-1$,输出信号 $r(t)$ 可以表示为:

$$r_i(t) = \sum_{j=1}^J a_{j,i} \cdot s_j(t - D_{j,i}) + u_i(t) \quad (2)$$

其中, $a_{j,i}$ 是慢衰落情况下接收端的相对幅度和相位系数, $u_i(t)$ 表示测量噪声随机变量,服从零均值高斯分布且相互独立, $D_{j,i}$ 是信号到达各基站相对参考站的时间

差,有

$$D_{j,i} = \frac{f_s}{c} (\|\boldsymbol{\theta}_{T,j} - \boldsymbol{\theta}_i\| - \|\boldsymbol{\theta}_{T,j} - \boldsymbol{\theta}_r\|) \quad (3)$$

这里, $c \approx 3 \times 10^8$ m/s 表示光速, f_s 表示信号采样率, $\|\cdot\|$ 表示求向量 2 范数.接收信号之间循环互相关谱可以表示为^[15]:

$$S_{r,r}^{\alpha}(k) = \sum_{j=1}^J |a_{j,i}|^2 S_j^{\alpha}(k) e^{-\sqrt{-1}2\pi(k/K+\alpha/2)D_{j,i}} \quad (4)$$

其中, $k=1,2,\dots,K$ 表示频率索引, α 是循环频率索引, $S_j^{\alpha}(k)$ 表示信号 $s_j(t)$ 的循环自相关谱,其表达式为:

$$S_j^{\alpha}(k) = \sum_{\tau=1}^K \langle s_j(t) s_j^*(t+\tau) e^{-\sqrt{-1}2\pi\alpha\tau} \rangle_t e^{-\sqrt{-1}2\pi\frac{k}{K}\tau} \quad (5)$$

这里 $\langle \cdot \rangle_t$ 表示时间平均运算操作符.若目标信号循环频率为 α_1 ,根据式(4)和式(5),可以提取混合信号在循环频率 $\alpha = \alpha_1$ 处的谱切片为:

$$S_{r,r}^{\alpha_1}(k) = |a_{1,i}|^2 S_1^{\alpha_1}(k) e^{-\sqrt{-1}2\pi(k/K+\alpha_1/2)D_{1,i}} + \sum_{j=2}^J |a_{j,i}|^2 S_j^{\alpha_1}(k) e^{-\sqrt{-1}2\pi(k/K+\alpha_1/2)D_{j,i}} \quad (6)$$

其中, $|a_{j,i}|^2 S_j^{\alpha_1}(k)$ 表示干扰信号在循环频率 $\alpha = \alpha_1$ 处的谱切片,可视为噪声.参考信号的自循环相关谱切片可表示为:

$$S_r^{\alpha_1}(k) = |a_{1,i}|^2 S_1^{\alpha_1}(k) + \sum_{j=2}^J |a_{j,i}|^2 S_j^{\alpha_1}(k) + S_u^{\alpha_1}(k) \quad (7)$$

其中, $S_u^{\alpha_1}(k)$ 表示参考信号测量噪声的循环自相关谱切片.由式(6)和式(7),可以得到

$$S_{r,r}^{\alpha_1}(k) = \left(S_r^{\alpha_1}(k) - \sum_{j=2}^J |a_{j,i}|^2 S_j^{\alpha_1}(k) \right) \cdot e^{-\sqrt{-1}2\pi(k/K+\alpha_1/2)D_{1,i}} + S_{u_i}(k) = b_{1,i} S_r^{\alpha_1}(k) e^{-\sqrt{-1}2\pi\frac{k}{K}D_{1,i}} + S_{v_i}(k) + S_{u_i}(k) \quad (8)$$

这里,系数 $b_{1,i} = e^{-\sqrt{-1}2\pi\alpha_1 D_{1,i}/2}$, $S_{v_i}(k)$ 和 $S_{u_i}(k)$ 分别是干扰信号和测量噪声在循环频率 $\alpha = \alpha_1$ 处的等效噪声,假设服从均值为 0,方差为 $\sigma_{v,u}^2$ 的高斯分布,其中 $S_{v_i}(k)$ 的表达式为:

$$S_{v_i}(k) = - \left(\sum_{j=2}^J |a_{j,i}|^2 S_j^{\alpha_1}(k) \right) e^{-\sqrt{-1}2\pi(k/K+\alpha_1/2)D_{1,i}} \quad (9)$$

本文的目标是在不估计时差参数 $D_{1,i}$ 的情况下,直接通过循环频域信号 $S_i^{\alpha_1}(k)$ 估计目标发射源的位置坐标 $\boldsymbol{\theta}_{T,1}$.

3 直接定位方法

3.1 信号的稀疏表示

根据稀疏表示理论^[13],若能够确定一个包含了待估目标位置坐标 $\boldsymbol{\theta}_{T,1}$ 的二维平面监测区域,在该区域内进行随机采样,服从均匀分布,可得到坐标样本点集合 $\{\boldsymbol{\theta}_1, \dots, \boldsymbol{\theta}_N\}$,其中 N 表示样本点的个数,且满足 $N \gg 1$.

则可以构造一个信号衰落因数矢量 $\mathbf{g} = [g_1, \dots, g_N]^T$, 其元素 $g_n, n = 1, \dots, N$, 与坐标样本点 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_n$ 一一对应. 当样本点与目标位置坐标一致时, 即 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_n = \boldsymbol{\theta}_{T,1}$, \mathbf{g} 中第 n 行的元素与式(8)中衰落因数一致, 即 $g_n = b_{1,i}$, 反之当 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_n \neq \boldsymbol{\theta}_{T,1}$ 时, $g_n = 0$, 因此可认为 \mathbf{g} 是稀疏的. 若将各基站接收信号用循环矢量形式表示为 $\mathbf{y}_i^{\alpha_i} = [S_r^{\alpha_i}(1), \dots, S_r^{\alpha_i}(K)]^T$, K 表示循环域信号采样总数, 则和其稀疏表示 \mathbf{g} 之间的关系可整理为:

$$\mathbf{y}_i^{\alpha_i} = \mathbf{A}\mathbf{g} + \mathbf{u} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{u} = [u_{1,i}(1), \dots, u_{1,i}(K)]^T$ 是测量噪声向量, 字典矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{K \times N}$ 表示为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} S_r^{\alpha_i}(1) e^{-\sqrt{-12}\pi \frac{1}{K} D_{1,i}^{(n)}} & \dots & S_r^{\alpha_i}(1) e^{-\sqrt{-12}\pi \frac{1}{K} D_{1,i}^{(n)}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_r^{\alpha_i}(K) e^{-\sqrt{-12}\pi \frac{1}{K} D_{1,i}^{(n)}} & \dots & S_r^{\alpha_i}(K) e^{-\sqrt{-12}\pi \frac{1}{K} D_{1,i}^{(n)}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

离散采样后的归一化时差参数 $\bar{D}_{1,i}^{(n)}$ 表示为:

$$\bar{D}_{1,i}^{(n)} = \frac{f_s}{c} (\|\bar{\boldsymbol{\theta}}_n - \boldsymbol{\theta}_i\| - \|\bar{\boldsymbol{\theta}}_n - \boldsymbol{\theta}_r\|) \quad (12)$$

为实现目标定位, 需要利用测量数据 $\mathbf{y}_i^{\alpha_i}$ 重建得到稀疏信号 \mathbf{g} , 搜索其中非 0 元素所在行的索引 n^* , 在坐标样本点集合中锁定目标的坐标为 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_{n^*}$.

根据 NIHT 算法, 对稀疏向量 \mathbf{g} 进行重建, 则对目标坐标向量的估计可以通过求解多基站数据融合优化问题获得, 有

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1} = \min_{\mathbf{x}_c} \left\| \sum_{i=1}^{M-1} (\mathbf{y}_i^{\alpha_i} - \mathbf{A}\mathbf{g}) \right\|^2 \quad (13)$$

s. t. $\|\mathbf{g}\|_0 = 1$

其中, $\|\cdot\|_0$ 表示求 0 范数运算. 可以看出, 本文所提算法是利用接收信号之间互循环谱信息, 建立了目标信号的空间稀疏重构模型, 与现有直接定位算法^[11]相比, 不需要对信号波形进行估计, 减少了由多参数估计引起的额外定位偏差, 从而提升了定位的准确度.

3.2 样本重采样

若要得到较高的定位精度, 直接利用 NIHT 算法处理式(13)会存在以下两个问题: ①增加循环域采样点数 K , 字典矩阵 \mathbf{A} 的行数将增加; ②增加坐标样本点数量 N , 字典矩阵 \mathbf{A} 的列数将增加. 两种方式均会使算法的计算复杂度呈现几何倍增, 降低了运行的时效性. 为解决上述问题, 本文提出对循环域采样数据进行分段处理, 利用较少数量的坐标样本, 通过重采样优化迭代的方式, 使得样本向目标实际位置逐渐趋近, 达到较高的定位精度. 具体实现如下.

首先对循环域采样数据进行分段, 有 $K = LK_0$, 其中, K_0 表示每段采样点数, L 表示分段数量, 这样, 在每次迭代过程中字典矩阵的行数均为 K_0 , 根据 NIHT 算法, 得到第 1 段数据对目标源的位置坐标估计 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1}(1)$.

然后, 在第 l 段数据中, $l = 2, \dots, L$, 对坐标样本进行重新采样, 服从高斯分布, 有

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}_n(l) \sim \mathcal{N}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1}(l-1), \mathbf{Q}_\theta(l)), n = 1, \dots, N \quad (14)$$

其中, 动态协方差矩阵 $\mathbf{Q}_\theta(l)$ 由下式计算得到:

$$\mathbf{Q}_\theta(l) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [(\bar{\boldsymbol{\theta}}_n(l) - \hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1}(l-1)) \cdot (\bar{\boldsymbol{\theta}}_n(l) - \hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1}(l-1))^T] \quad (15)$$

进而重新构建字典矩阵, 并得到位置估计 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1}(l)$. 该分段重采样方法通过比较前后两次定位偏差来确定扰动噪声分布的方差, 偏差大时, 方差大, 加快算法收敛速度, 偏差小时则方差小, 保持估计的稳定性. 至此, 实现了对同频信号的联合定位, 算法流程总结为算法 1.

算法 1 同频信号联合定位算法

- 步骤 1 确定二维区域, 初始化坐标样本点集合 $\{\bar{\boldsymbol{\theta}}_1, \dots, \bar{\boldsymbol{\theta}}_N\}$; 对接收信号分段, 对于 $l = 1, \dots, L$;
- 步骤 2 根据式(11), 由样本点计算时差参数, 形成第 l 段数据的字典矩阵 \mathbf{A} ;
- 步骤 3 对接收信号计算循环互相关谱, 并提取在循环频率为 $\alpha = \alpha_i$ 的谱函数, 根据式(8), 得到测量数据;
- 步骤 4 根据式(13), 重构稀疏信号幅度 \mathbf{g} 并找到对应的位置向量 $\bar{\mathbf{x}}_n$;
- 步骤 5 根据式(14), 对坐标样本进行重采样, 并利用第 $l+1$ 段数据估算目标位置.

4 误差下界

对于任何一个无偏估计量的估计均方极限误差, 由克拉美劳下界 (CRLB) 给出^[16]. 在高斯观测情况下, 对于目标未知参数向量 $\boldsymbol{\theta} = [x, y]^T$, 由式(6)可以得到多路数据接收的联合概率密度函数为:

$$\mathcal{S}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta}), \mathbf{Q}(k; \boldsymbol{\theta})) \quad (16)$$

其中, $\mathcal{S}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta}) = [S_{r_{1,r}}^{\alpha_i}(k), \dots, S_{r_{m-1,r}}^{\alpha_i}(k)]^T$ 表示目标信号的观测向量, $\boldsymbol{\mu}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta})$ 和 $\mathbf{Q}(k; \boldsymbol{\theta})$ 分别是均值向量和协方差矩阵, 当 $\mathbf{Q}(k; \boldsymbol{\theta})$ 与估计参数向量 $\boldsymbol{\theta}$ 以及索引 k 均无关时, Fisher 信息矩阵中的元素 $\mathbf{J}_x^{\alpha_i}(\boldsymbol{\theta})$ 可以表示为:

$$\mathbf{J}_x^{\alpha_i}(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{k=1}^K \left[\frac{\partial \boldsymbol{\mu}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta})}{\partial \mathbf{x}} \right] \mathbf{Q}^{-1} \left[\frac{\partial \boldsymbol{\mu}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta})}{\partial \mathbf{x}} \right]^T \quad (17)$$

其中,

$$\frac{\partial \boldsymbol{\mu}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta})}{\partial \mathbf{x}} = \left[\frac{\partial \mu_1^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta})}{\partial x}, \dots, \frac{\partial \mu_{M-1}^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta})}{\partial x} \right] \quad (18)$$

根据式(6)可知均值向量元素为:

$$\mu_i^{\alpha_i}(k; \boldsymbol{\theta}) = a_{1,i} S_1^{\alpha_i}(k) \cdot \exp(-\sqrt{-12}\pi(k/K + \alpha_1/2) D_{1,i}(\boldsymbol{\theta})) \quad (19)$$

协方差矩阵为:

$$\mathbf{Q} = \text{diag} \left(\sigma_u^2 + \sum_{j=2}^J |a_{j,1} S_j^{\alpha_i}|^2, \dots, \sigma_u^2 + \sum_{j=2}^J |a_{j,M-1} S_j^{\alpha_i}|^2 \right) \quad (20)$$

其中, $|a_{j',1}S_j^{\alpha_1}|^2$ 为残差功率, σ_u^2 为测量噪声方差. 在不失一般性的情况下, 为简化推导过程, 本文假设各基站接收信号的增益相同, 即目标信号的增益为 a_1 , 干扰信号的增益为 $a_{j'} (j' = 2, \dots, J)$. 这样, 式(20)中协方差矩阵可改写为:

$$\mathbf{Q} = \delta \left(\sigma_u^2 + \sum_{j'=2}^J |a_{j',1}S_j^{\alpha_1}|^2 \right) \mathbf{I}_{M-1} \quad (21)$$

这里, δ 表示均匀分布样本点的距离分辨率, 若监测区域面积为 ψ , 样本点数量为 N , 则有 $\delta = \sqrt{\psi/N}$. 根据式(19), 有

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mu_i^{\alpha_1}(k; \boldsymbol{\theta})}{\partial x} &= -a_{1,i}S_1^{\alpha_1}(k)\sqrt{-12\pi}(k/K + \alpha_1/2) \\ &\cdot \exp(-\sqrt{-12\pi}(k/K + \alpha_1/2)D_{1,i}(\boldsymbol{\theta})) \\ &\cdot \frac{\partial D_{1,i}(\boldsymbol{\theta})}{\partial x} \end{aligned} \quad (22)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial D_{1,i}(\boldsymbol{\theta})}{\partial x} &= \frac{x_{T,1} - x_i}{\sqrt{(x_{T,1} - x_i)^2 + (y_{T,1} - y_i)^2}} \\ &- \frac{x_{T,1} - x_1}{\sqrt{(x_{T,1} - x_1)^2 + (y_{T,1} - y_1)^2}} \end{aligned} \quad (23)$$

同理, 可得到 $\mathbf{J}_y^{\alpha_1}(\boldsymbol{\theta})$, 则定位误差下界表示为:

$$\hat{e}_{\theta_{n,i}} \geq \delta \sqrt{1/\mathbf{J}_x^{\alpha_1}(\boldsymbol{\theta}) + 1/\mathbf{J}_y^{\alpha_1}(\boldsymbol{\theta})} \quad (24)$$

至此, 本文算法的克拉美劳下界推导完毕.

5 计算机仿真

为验证干扰抑制及定位算法的有效性, 进行了计算机仿真实验. 令二维平面监测区域面积 $B = 6 \times 6 \text{ km}^2$, 监测基站等间隔分布在以 $(0,0)$ 为中心, 2.5 km 为半径的圆周上, 基站数量 $M = 4$. 稀疏化模型中设置坐标样本点服从监测区域内的二维均匀分布, 有 $\{\boldsymbol{\theta}_1, \dots, \boldsymbol{\theta}_N\} \sim \mathcal{U}(B)$, 其中 N 为坐标样本点数. 目标源和干扰源位置坐标在监测区域内随机产生, 服从均匀分布. 本文仅仿真验证存在一个同信道干扰源的情况, 不失一般性, 对于多个干扰源并存的情况, 该算法同样适用. 目标和干扰信号调制方式均为 BPSK, 信号之间相互独立, 码速率分别为 $\alpha_1 = 1 \text{ Mbps}$ 和 $\alpha_2 = 0.8 \text{ Mbps}$, 中频信号采样率为 $f_s = 4 \text{ MHz}$, 中心频率为 $f_c = 916 \text{ MHz}$. 目标信号与噪声功率比表示为 SNR, 目标信号和干扰信号功率比表示为 SIR.

针对式(13)中的优化问题, 采用改进的 NIHT 算法, 信号时域采样点数为 $K = 800$, 数据分段数为 $L = 4$, 每段数据有 200 个采样点, 随机生成坐标样本数量 $N = 500$. 采用均方根误差 (RMSE) 对算法性能进行评价, 定义如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \|\hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1}^p - \boldsymbol{\theta}_{T,1}\|^2} \quad (25)$$

其中, P 为独立实验次数, 设置 $P = 500$, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{T,1}^p$ 为目标源坐标参数 $\boldsymbol{\theta}_{T,1}$ 在第 p 次实验中的估计值. 若无特殊说明, 以上仿真条件保持不变.

首先给出混合信号的循环功率谱, 如图 1 所示. 可以比较清晰地看到, 在中心频率 $f_c = 916 \text{ MHz}$ 附近, 有两条明显的谱线, 对应的循环频率分别为 1 MHz 和 0.8 MHz , 说明在时频域相重叠的两个 BPSK 信号, 在循环频率域能够分离. 根据这种特性, 采用本文算法, 根据式(6), 提取目标信号在 $\alpha = 1 \text{ MHz}$ 处的循环谱切片, 可实现同频带干扰抑制及目标定位. 接下来, 给出 3 项仿真实验, 对本文算法性能进行验证比较.

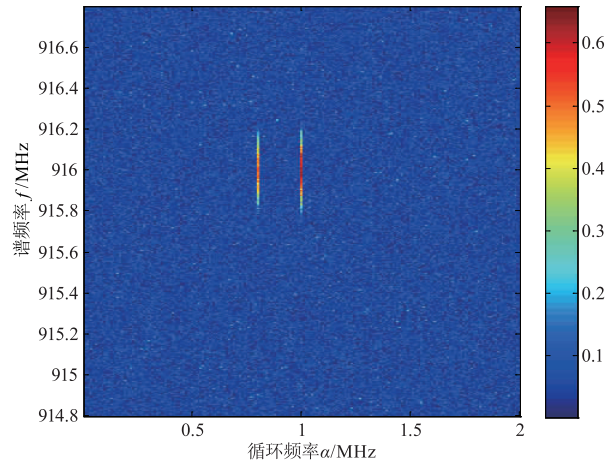


图1 混合信号循环功率谱, SNR=5dB, SIR=0dB

实验 1 坐标样本点数量及分布范围对比. 已有的 NIHT 算法在坐标样本生成后便不再改变, 需要大量的样本来满足对定位精度的要求. 本文算法是基于样本重采样的方法, 利用较少的样本点, 并动态地改变分布概率, 达到与已有算法相同的高精度定位效果, 大幅度降低了计算复杂度. 图 2 给出两种算法在坐标样本点数量和定位误差的对比情况, 经过重采样之后, 样本已缩小到一定的分布区域, 并且逐渐接近真实值, 在这种情况下, 定位精度与样本点数为 5000 的 NIHT 算法一致, 而运算复杂度只是 NIHT 算法的 $1/10$. 图 3 给出样本点分布对定位精度的影响情况, 随着分布区域面积 B 的增加, 定位精度会下降, 但对于较高信噪比条件下, 由分布范围的变化引起的误差变化相对较小, 这是因为本文算法通过多次迭代后能够收敛到比较小的定位区域.

实验 2 不同循环频率差定位算法误差对比. 循环频率偏差定义为 $\Delta\alpha = \alpha_1 - \alpha_2$ 给出. 对比算法是文献 [11] 提出的基于相关矩阵的直接定位算法 (以下简称相关矩阵法)、由文献 [6] 和文献 [7] 形成的两步定位算法 (以下简称两步法) 以及推导的 CRLB. 由图 4 可知, 对于 $\Delta\alpha > 0$ 的情况, 随着循环频率差的增加, 目标信号的带宽越来越大, 干扰信号在 α_1 处产生的影响越来越

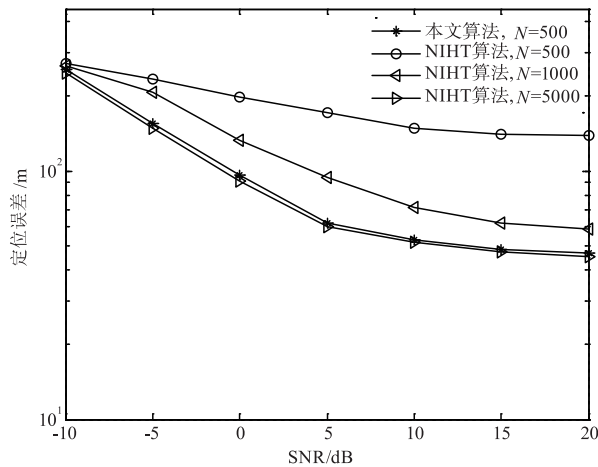


图2 坐标样本点数量对比, SIR=0dB

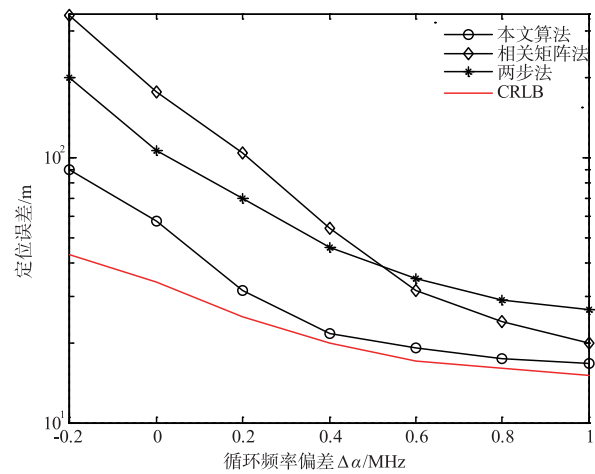


图4 循环频率差对定位精度的影响, SNR=5dB, SIR=3dB

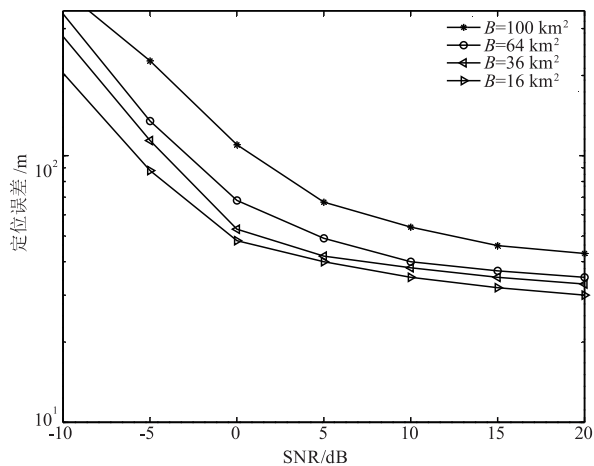


图3 坐标样本点分布对比, SIR=0dB

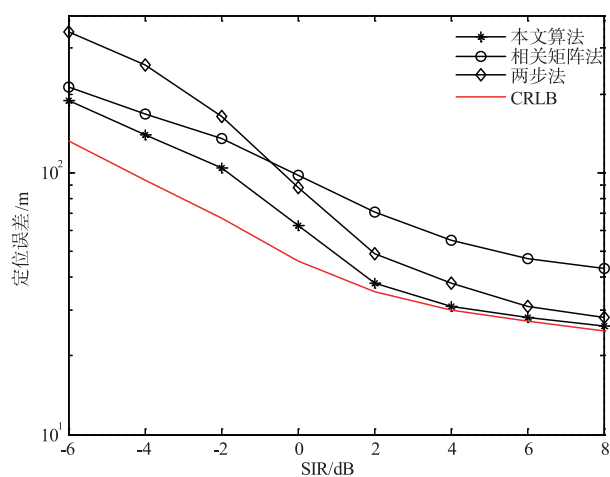


图5 信干比对定位精度的影响, SNR=5dB

小,定位误差也逐渐接近 CRLB;对于 $\Delta\alpha < 0$ 的情况,干扰信号的影响增加,目标信号在循环频率域的信噪比进一步降低,定位结果变差;而当 $\Delta\alpha = 0$ 时,目标和干扰信号,在时域、频域和循环频率域均重叠,不是本文讨论的范畴,且只有当信干比达到一定程度定位精度才能够得到保证. 该实验说明本文算法对于带宽相对较小的干扰信号具有更好的抑制作用.

实验 3 不同信干比定位算法误差对比如图 5 所示. 相关矩阵算法虽然具备同信道发射源联合定位的能力,但其需要对目标信号的波形进行最大似然估计,对二维搜索范围有较高的要求,导致定位精度受到一定限制;两步法虽然用到了信号的循环平稳特性,但对于低信干比条件下,目标信号时差估计精度较差,从而降低了后续的定位性能. 本文算法采用样本重采样方法,利用较少的样本点和监测基站,即使存在较强干扰的情况下,仍然可以实现较高的定位精度. 当 $SIR > 0$ dB 时,更接近 CRLB.

6 结论

本文提出一种基于信号循环频域稀疏表示的同频干扰抑制及定位算法. 该方法利用单天线分布式传感器对目标信号进行同步采集,建立了循环谱和位置坐标的状态空间模型,根据位置坐标在监测区域内的稀疏特性,建立字典矩阵并利用优化方法进行稀疏信号重构,由重构信号非零元素所在行的索引来估计目标的位置坐标,并提出基于样本重采样的优化算法,降低了计算复杂度. 与现有定位算法相比,在低信干比、信噪比条件下,定位精度和系统复杂度方面均有较明显的优势,并接近推导的克拉美劳误差下界. 本文方法有效解决了同频干扰定位问题,对无线电监测和管理技术水平提升具有一定的参考价值.

参考文献

- [1] Chaudhari S, Cabric D. Cyclic weighted centroid algorithms for transmitter localization in the presence of interference

- [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2016, 2(2): 162 – 177.
- [2] Li B, Zhou J, Zou Y, Wang F, Cao W. Security and reliability trade-off analysis of joint user and jammer selection in the face of co-channel interference [J]. IET Communications, 2019, 13(16): 2601 – 2608.
- [3] Magowe K, Giorgetti A, Kandeepan S, Yu X. Accurate analysis of weighted centroid localization [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(1): 153 – 164.
- [4] Wan P, Hao B, Li Z, Zhou L, Zhang M. Time differences of arrival estimation of mixed interference signals using blind source separation based on wireless sensor networks [J]. IET Signal Processing, 2016, 10(8): 924 – 929.
- [5] Jin F, Qiu T, Luan S, Cui W. Joint estimation of DOA and the number of sources wideband signals using cyclic correlation [J]. IEEE Access, 2019, 7: 42482 – 42494.
- [6] Liu Y, Zhang Y, Qiu T, Gao J, Na S. Improved time difference of arrival estimation algorithms for cyclostationary signals in α -stable impulsive noise [J]. Digital Signal Processing, 2018, 76: 94 – 105.
- [7] Jiang F, Zhang Z, Najafabadi H E. Deep sea TDOA localization method based on improved OMP algorithm [J]. IEEE Access, 2019, 7: 168151 – 168161.
- [8] Wang G, Ho K C. Convex relaxation methods for unified nearfield and far-field TDOA-based localization [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2346 – 2360.
- [9] Weiss A J. Direct geolocation of wideband emitters based on delay and Doppler [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(6): 2513 – 2520.
- [10] 王鼎, 张刚. 一种基于窄带信号多普勒频率测量的运动目标直接定位方法 [J]. 电子学报, 2017, 45(3): 591 – 598.
- WANG Ding, ZHANG Gang. A direct localization method for moving narrowband source based on Doppler frequency shifts [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(3): 591 – 598. (in Chinese)
- [11] Ouyang X, Wan Q, Cao J, et al. Direct TDOA geolocation of multiple frequency-hopping emitters in flat fading channels [J]. IET Signal Processing, 2017, 11(1): 80 – 85.
- [12] 王鼎, 吴志东, 尹洁昕. 信号波形已知条件下多目标直接定位性能分析及其改进算法 [J]. 电子学报, 2017, 45(12): 2281 – 2289.
- WANG Ding, WU Zhi-dong, YIN Jie-xin. A performance analysis and improvement algorithm for multiple-source direct localization with known signal waveforms [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(12): 2281 – 2289. (in Chinese)
- [13] Blumensath T, Davies M E. Normalized iterative hard thresholding: guaranteed stability and performance [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 298 – 309.
- [14] 王鹏, 邱天爽, 金芳晓, 夏楠, 李景春. 脉冲噪声下基于稀疏表示的韧性 DOA 估计方法 [J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1537 – 1544.
- WANG Peng, QIU Tian-shuang, JIN Fang-xiao, XIA Nan, LI Jing-chun. A robust DOA estimation method based on sparse representation for impulsive noise environments [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(7): 1537 – 1544. (in Chinese)
- [15] 黄知涛, 周一宇, 姜文利. 循环平稳信号处理与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- Huang Z, Zhou Y, Jiang W. Cyclic Stationary Signal Processing and Application [M]. Beijing: Science Press, 2006. (in Chinese)
- [16] Kay S. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory [M]. USA: Prentice Hall, 1993.

作者简介



夏楠 男, 1983 年 5 月生于辽宁大连. 2013 年在大连理工大学获工学博士学位, 其后在国家无线电监测中心从事无线电监测定位研究工作, 高级工程师. 现为大连工业大学信息科学与工程学院副教授. 主要研究方向为非线性参数估计技术.

E-mail: xianan0520@aliyun.com



高紫俊 男, 1982 年 12 月生于黑龙江哈尔滨. 2014 年在大连海事大学获工学博士学位. 现为大连工业大学信息科学与工程学院讲师. 主要研究方向为控制与模式识别.

E-mail: gaozj@dlpu.edu.cn