

动态相干干扰条件下的自适应波束形成方法

潘子豪¹, 张邦宁¹, 许峥^{1,2}, 甄攀¹, 杨宁³, 潘克刚^{1*}, 郭道省¹

(1.陆军工程大学通信工程学院, 南京 江苏 210007; 2.南京熊猫汉达科技有限公司, 南京 江苏 210001; 3.军事科学院国防科技创新研究院, 北京 100071)

摘要: 相干干扰会严重恶化自适应波束形成干扰抑制性能, 特别是在动态干扰条件下, 包含当前干扰角度信息的快拍数往往有限, 导致现有方法难以高效地获取干扰特征以完成波束形成, 造成干扰抑制失效。为解决上述挑战, 本文提出了一种融合协方差矩阵重构和零点展宽的波束形成方法。首先, 为克服相干干扰影响, 利用信号稀疏性对入射信号进行建模, 采用稀疏贝叶斯学习方法估计信号的来向和功率。其中, 为尽可能满足稀疏性假设, 入射信号空域特征的先验分布采用Jeffreys分布表示。随后, 基于上述估计, 在干扰潜在区域提取干扰角度和功率信息以重构干扰加噪声协方差矩阵(jamming-plus-noise covariance matrix, JNCM)。基于重构JNCM的波束形成即使在仅能获取少量快拍的动态干扰条件下, 也能有效缓解相干干扰的影响。最后, 为追踪干扰位置变化, 引入灵活的协方差矩阵锥化技术, 根据干扰移动特性实现按需的干扰零点展宽, 追踪后续干扰变化, 避免了加权矢量的反复更新。通过仿真表明, 所提方案在动态相干条件下能够实现优异的输出信干噪比性能。

关键词: 动态相干干扰; 自适应波束形成; 协方差矩阵重构; 协方差矩阵锥化

1.引言

自适应波束形成作为阵列信号处理的核心技术之一^[1,2], 在通信、雷达、声呐等领域发挥着至关重要的作用。其核心目标是设计加权矢量, 以最大化输出信干噪比(signal-to-jamming-plus-noise ratio, SJNR)^[3,4]。理想情况下, 最优的波束形成器利用精确的干扰加噪声协方差矩阵(jamming plus noise covariance matrix, JNCM)信息, 在期望信号来向形成主瓣完成无失真接收, 在干扰来向形成窄而深的零陷实现干扰抑制。然而, 接收机通常不具备精确的JNCM先验信息, 需要从接收信号中估计。

在干扰机位置保持静态的场景下, 接收机能够获取充分的干扰样本, 作为训练数据, 从而精确的估计JNCM并计算波束形成矢量^[5]。然而, 实际中干扰往往是可移动的, 到达角实时变化, 接收机通常难以获取充足的来自特定角度的干扰信号数据^[6]。在此动态场景下, 少量的训练数据可能会导致对JNCM的病态估计^[7], 尤其是在阵元数比较多的情况下, JNCM估计精度下降尤为严重。此外, 当无可用的训练数据时, 接收信号中干扰和期望信号(signal of interest, SOI)混合时, 采用基于样本协方差矩阵的波束形成方法在高信噪比下存在SOI自消的问题。

为应对干扰和SOI混合的挑战, 文献[8]提出基于JNCM重构的自适应波束形成框架, 该框架的核心思想是利用接收数据的空间谱信息来重构JNCM。文献[8]通过期望信号之外的角度区域对Capon功率谱积分重构出JNCM用于波束形成。文献[9]采用分辨率更高的最大熵功率谱代替Capon谱进行积分, 改善了重构JNCM的精度。文献[10]利用线性预测技术, 得到虚拟阵列扩展数据, 用于计算扩展的Capon空间谱, 提高空间分辨率。在获取空间谱后, 如何对空间谱划分角度域进行积分也是一个研究内容。文献[11]将空间谱分为干扰、SOI和噪声区域, 分别获取对应的协方差矩阵信息, 改善了重构JNCM的精度。另一种重构JNCM的思路是直接估计干扰导向矢量和对应的功率来重构JNCM^[12]。在文献[13], 利用Capon空间谱估计得到干扰信号导向矢量后, 采用RCB准则进行校正, 并推导了干扰功率的表达式。为了简化干扰功率估计, 文献[14]利用样本协方差矩阵的最大特征值对干扰功率进行过估计。文献[15]构建了一组SV误差表格, 以最大化Capon功率谱为目标, 挑选出校正的SV, 避免优化问题直接求解。然而, 上述重构方法主要面向静态或准静态干扰场景, 未能充分考虑干扰源的动态移动性。面向潜在的移动干扰源, 文献[16]和

基金项目: 国家自然科学基金(62501629)

***通信作者,** E-mail: pankg@163.com

[17]提出了估计干扰源不确定区域用于重构JNCM的方法。虽然该方法能够适应干扰移动，但是为了持续追踪干扰信号，需要持续性地利用接收数据计算和更新JNCM，增加了计算负荷。

然而，当干扰机发射相干干扰时，空间谱估计精度会受到严重影响，造成JNCM重构误差增大，严重降低上述波束形成的性能。为了改善相干干扰条件下的JNCM重构精度，文献[18]-[22]引入解相干处理改善空间谱估计精度。文献[18]采用空间平滑算法对样本协方差矩阵解相干后，利用MUSIC算法估计空间谱获取干扰来向信息，重构出JNCM。文献[19]采用迭代自适应的幅度相位估计方法迭代重构的协方差矩阵代替样本协方差矩阵，用于Capon空间谱估计后，在干扰不确定集上积分重构JNCM。为避免空间平滑类方法造成的阵列孔径损失，文献[20]采用非空间平滑的加权最小二乘协方差矩阵拟合方法处理样本协方差矩阵，随后估计出干扰功率和来向用于重构JNCM。在均匀圆阵中，文献[21]采用对信号相关性不敏感的L1-SVD估计空间谱函数，并约束旁瓣电平。文献[22]针对存在独立干扰和多组自相干干扰的相干干扰场景，提出了先重构了独立干扰加噪声协方差矩阵再重构相干干扰协方差矩阵的两步协方差矩阵重构方法。尽管这些方法提升了相干干扰下的波束形成性能，但仍缺乏对干扰移动性的有效应对。

综上所述，现有JNCM重构方法主要面向静态相干干扰或者不相关干扰源移动场景，难以同时应对相干干扰和干扰移动性对重构JNCM的挑战。因此，本文提出了一种用于动态相干干扰抑制的协方差矩阵重构波束形成框架，通过稀疏贝叶斯学习在少量快拍的严苛条件下估计相干干扰来向用于重构JNCM，同时结合零点展宽实现移动干扰追踪，克服了现有方法在动态相干干扰条件下的性能退化问题。具体地，本文首先采用Jeffreys分布描述信号幅值先验分布的稀疏贝叶斯方法，从干扰潜在区域估计出干扰来向和功率，该方法即使动态条件下仅能获取少量快拍数据时也可以估计出较为精确的干扰参数；随后，利用估计的干扰参数重构出JNCM，用于计算波束形成加权矢量；最后，采用灵活零点展宽技术处理重构的JNCM，将零点向干扰主要移向展宽，在节省自由度和避免重复更新加权矢量的同时，实现干扰跟踪。

文章安排如下：第二章介绍线性均匀阵列(Uniform Linear Array, ULA)接收信号、干扰信号模型和波束形成；第三章提出了联合稀疏贝叶斯JNCM重构与协方差矩阵锥化零点展宽的自适应波束形成方法；第四章进行复杂度分析；第五章进行了仿真试验和分析并在第六章给出结论。

2. 系统模型

2.1. 信号模型

图1展示了动态相干干扰环境下的干扰阵列信号接收模型，对于一个具有 M 个各向同性天线的ULA，阵元间隔 d 为半波长，有 K 个入射信号，其中1个为期望信号，其余 $K-1$ 个为干扰信号，信号模型如下：

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(\theta_k) s_k(t) + \mathbf{n}(t) = \mathbf{a}(\theta_1) s_1(t) + \sum_{q=2}^{Q+1} \mathbf{a}(\theta_q) s_q(t) + \sum_{j=Q+2}^K \mathbf{a}(\theta_j) s_j(t) + \mathbf{n}(t) = \mathbf{A}(\theta) \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), t=1, \dots, L \quad (1)$$

其中， θ_k 为第 k 个入射信号的到达方向(direction of arrival, DOA)， $s_1(t)$ 为期望信号， $s_q(t)$ 为第 q 个不相关干扰， $s_j(t)$ 为第 j 个相干干扰。 $\mathbf{a}(\theta_k)$ 代表第 k 个入射信号的导向矢量，表示为

$$\mathbf{a}(\theta) = [1, e^{-j\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta}, \dots, e^{-j\frac{2\pi(M-1)d}{\lambda} \sin \theta}]^T \quad (2)$$

$\mathbf{A}(\theta) = [\mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_K)]$ 是阵列流形矢量。 $\mathbf{n}(t) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I})$ 为满足复高斯分布的白噪声，且满足每个信号和阵元独立同分布。

此外，图1(a)展示了非相关干扰、动态相干干扰下的系统模型。进一步地，假设干扰机具有智能性，为阻止接收机获取干扰数据，干扰机仅在特定时刻发射干扰。此时，阵列接收的信号始终是干扰和有用信号的混合信号。干扰机具备移动能力，使干扰移出零陷位置，降低干扰抵消效果。同时，干扰机能够发射相干干扰，引起期望信号相消现象。其中，相干

干扰 $s_j(t)$ 表示为 $\alpha_j s_j(t)$ ， α_j 为复相关系数。干扰移动性模型为朝着某一方向线性运动，在接收周期内角度变化范围为 $[\theta_j, \theta_j + \Delta\theta_j]$ 或 $[\theta_j - \Delta\theta_j, \theta_j]$ 。

2.2. MVDR波束形成

图 1(b)展示了波束形成器的基本模型。为了抑制干扰和噪声，尽可能保证有用信号质量，可以通过调整每个阵元的幅相系数，将多路数据加权合并

$$y(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t) \quad (3)$$

最优的波束矢量可以通过求解以下优化问题得到

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{i+n} \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_1) = 1 \quad (4)$$

该问题有闭式解：

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{R}_{i+n} \mathbf{a}(\theta_1)}{\mathbf{a}^H(\theta_1) \mathbf{R}_{i+n} \mathbf{a}(\theta_1)} \quad (5)$$

其中， $\mathbf{R}_{i+n}$ 为干扰加噪声协方差矩阵， $\mathbf{a}(\theta)$ 为期望信号导向矢量。通过加权合并，能够在期望信号方向形成主瓣，并在干扰方向形成零陷抑制干扰。在动态相干干扰条件下，如何克服相干干扰的影响并跟踪干扰移动获取 JNCM 信息是确保波束形成性能的关键。

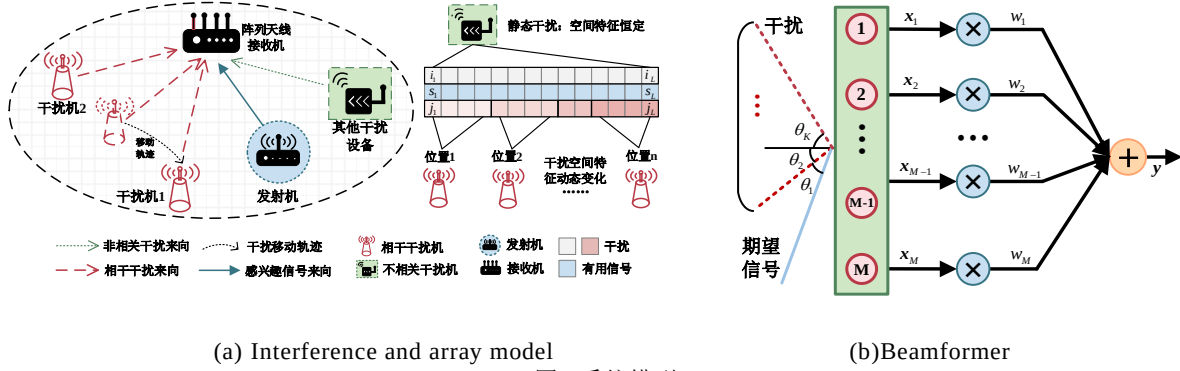


图1 系统模型

Fig.1 System model

3. 所提方法

为实现动态相干干扰条件下的波束形成，本节提出了一种联合协方差矩阵重构与锥化的处理框架，其中协方差矩阵重构采用稀疏贝叶斯学习方法，在动态场景下用可获取的少量快拍提取当前JNCM，随后为跟踪干扰动态特性，采用协方差矩阵锥化处理重构的JNCM，展宽零陷跟踪移动干扰。图2展示了所提方法的实现流程。

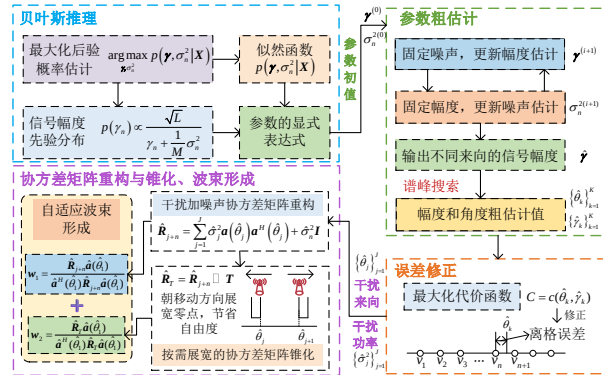


图2 方法流程图

Fig.2 Flowchart of the proposed method

3.1. 基于Jeffreys稀疏贝叶斯学习的干扰来向和功率估计

3.1.1 阵列信号稀疏表示

图3展示了阵列信号空间稀疏性的图示说明，将整个入射空间采样，有入射信号的采样点视作非零元素，无信号区域视作零元素，可以将阵列接收到的信号进行稀疏表示。具体地，入射信号 $\{\theta_k\}_{k=1}^K$ 在范围 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 内，对该范围以角度间隔 Δv 进行均匀采样得到一组角度集 $\Theta = [v_1, \dots, v_N]$ ， N 为集合的角度个数。此时，真实信号来向和 Θ 中最邻近元素的最大偏差为 $\Delta v / 2$ 。当采样点足够密集时，这种误差可以近似忽略。首先，我们假设该集合包含了真实入射信号到达角，可以利用 Θ 将阵列信号扩展为

$$\mathbf{x}(t) = \bar{\mathbf{A}}(\Theta) \bar{\mathbf{s}}(t) + \mathbf{n}(t), \quad t = 1, \dots, L \quad (6)$$

其中， $\bar{\mathbf{A}}(\Theta) = [\mathbf{a}(v_1), \mathbf{a}(v_2), \dots, \mathbf{a}(v_N)] \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 是完备的阵列流形矩阵。相应地， $\bar{\mathbf{s}}(t) = [\bar{s}_1(t), \dots, \bar{s}_N(t)] \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为 $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 扩展之后的信号向量，每个元素代表集合中对应角度的信号幅度。此时， $\bar{\mathbf{s}}(t)$ 具有稀疏性，仅有真实信号入射角对应元素有数值，其余元素为零，满足如下表达：

$$\bar{s}_n(t) = \begin{cases} s_k(t), & v_n = \theta_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

上述模型成立的前提是真实信号落在预先采样的网格集合中。然而，由于采样点数目有限，预设网格集合往往不包含真实入射信号来向。因此，上述模型存在量化误差，称作离格误差，需要进行校正。

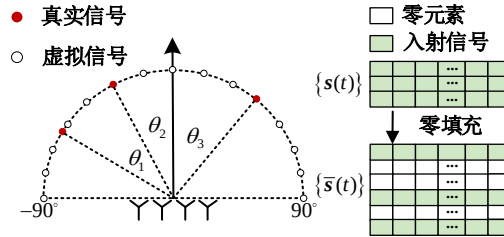


图3 阵列信号的稀疏表示

Fig.3 Sparse representation of array signals

3.1.2 贝叶斯推理

令 γ_n 代表 $\bar{\mathbf{s}}(t)$ 的第 n 个假设信号源的幅度，则得到扩展的幅度向量 $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \dots, \gamma_N]^T$ 。该向量入射信号的空域特征，可通过估计该参数获取入射信号的DOA和功率。此外，定义噪声功率为 σ_n^2 。将阵列接收信号记作 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}(t)\}_{t=1}^L$ ，接收数据的协方差矩阵表示为

$$\mathbf{R}_X = E\{\mathbf{X}\mathbf{X}^H\} = \mathbf{A}\boldsymbol{\Gamma}\mathbf{A}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_N = \sum_{n=1}^N \gamma_n \mathbf{a}(v_n) \mathbf{a}^H(v_n) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_N \quad (8)$$

其中， $\boldsymbol{\Gamma} = \text{diag}(\boldsymbol{\gamma})$ 。给定接收数据，对幅度向量和噪声功率的最大后验概率估计可以分别表示为

$$\hat{\boldsymbol{\gamma}} = \arg \max_{\boldsymbol{\gamma}} p(\boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2 | \mathbf{X}), \quad \hat{\sigma}_n^2 = \arg \max_{\sigma_n^2} p(\boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2 | \mathbf{X}) \quad (9)$$

根据贝叶斯公式，后验概率可以写作

$$p(\boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2 | \mathbf{X}) = \frac{p(\mathbf{X} | \boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2) p(\boldsymbol{\gamma}) p(\sigma_n^2)}{p(\mathbf{X})} \quad (10)$$

其中， $p(\mathbf{X} | \boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2)$ 为似然概率，在窄带高斯过程假设下表达式为

$$p(\mathbf{X}|\boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2) = \frac{1}{(\pi^N |\mathbf{R}_X|)^L} \exp\{-tr(\mathbf{X}^H \mathbf{R}_X \mathbf{X})\} \quad (11)$$

$p(\boldsymbol{\gamma})$ 和 $p(\sigma_n^2)$ 是信号幅度和噪声功率的先验分布。

3.1.3 空域稀疏重构估计

本节在不存在离格误差即所有入射信号来向均在预设网格内的假设下，进行空域特征稀疏重构，得到参数的粗估计。最大化后验概率等价于最大化 $p(\mathbf{X}|\boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2)p(\boldsymbol{\gamma})p(\sigma_n^2)$ ，可以在稀疏贝斯学习框架下，设置参数 $\boldsymbol{\gamma}$ 和 σ_n^2 的初值 $\boldsymbol{\gamma}^{(0)}$ 和 $\sigma_n^{2(0)}$ ，采用迭代算法更新估计值。为尽可能使不存在信号的网格为零，采用Jeffreys分布描述信号幅度的先验分布^[23]，相比传统Gamma先验，该先验在 $\gamma_n = 0$ 处存在尖峰，能够自动抑制无信号网格的功率，从而保证空域稀疏性，对于第 n 个假设信号源的幅度 γ_n 的先验分布为

$$p(\gamma_n) \propto \frac{\sqrt{L}}{\gamma_n + \frac{1}{M}\sigma_n^2}, n=1, \dots, N \quad (12)$$

我们有

$$\ln p(\boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2 | \mathbf{X}) \propto \ln p(\mathbf{X} | \boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2) p(\boldsymbol{\gamma}) p(\sigma_n^2) \propto -tr(\mathbf{X}^H \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{X}) - L \ln(|\mathbf{R}_X|) + \sum_{n=1}^N \ln p(\gamma_n) + \ln p(\sigma_n^2) \quad (13)$$

更新 γ_n 时，不需要关心噪声的先验分布 $p(\sigma_n^2)$ 。以最大化公式(13)求解，可对其求偏导，并令偏导等于零，

$$\frac{\partial \ln p(\boldsymbol{\gamma}, \sigma_n^2 | \mathbf{X})}{\partial \gamma_n} \propto tr(\mathbf{X}^H \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{a}(v_n) \mathbf{a}^H(v_n) \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{X}) - L \mathbf{a}^H(v_n) \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{a}(v_n) - \frac{1}{\gamma_n + \frac{1}{M}\sigma_n^2} = 0 \quad (14)$$

定义当前第 $(i+1)$ 次迭代更新的 $\gamma_n^{(i+1)}$ 与上次迭代估计的 $\gamma_n^{(i)}$ 比值为 $\gamma_n^{(i+1)} / \gamma_n^{(i)}$ ，则更新幅度的准则如下：

$$(\gamma_n^{(i+1)} / \gamma_n^{(i)}) \left\| \mathbf{X}^H \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{a}(v_n) \right\|_2^2 - L \mathbf{a}^H(v_n) \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{a}(v_n) - \frac{1}{\gamma_n^{(i)} + \frac{1}{M}\sigma_n^2} = 0 \quad (15)$$

第 $(i+1)$ 次迭代更新的 $\gamma_n^{(i+1)}$ 表达式为

$$\gamma_n^{(i+1)} = \left(\frac{\left\| \mathbf{X}^H \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{a}(v_n) \right\|_2^2}{L \mathbf{a}^H(v_n) \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{a}(v_n) + \frac{1}{\gamma_n^{(i)} + \frac{1}{M}\sigma_n^2}} \right) \gamma_n^{(i)} \quad (16)$$

在得到当前的幅度估计 $\boldsymbol{\gamma}^{(i+1)}$ 后，用前 K 个最大峰值对应角度作为入射信号来向估计值，并构造导向矢量矩阵 $\mathbf{A}_K$ 。随后，更新噪声估计值为

$$\sigma_n^{2(i+1)} = \frac{1}{M-K} tr\left(\left[\mathbf{I}_M - \mathbf{A}_K (\mathbf{A}_K^H \mathbf{A}_K)^{-1} \mathbf{A}_K^H\right] \mathbf{R}_X\right) \quad (17)$$

3.1.4 离格误差修正

由于离格误差的影响，需要对粗角度估计值进行修正。在得到一组角度粗估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \{\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_K\}$ 对应的信号幅度为 $\{\hat{\gamma}_k\}_{k=1}^K$ ，

对于角度 $\hat{\theta}_k$ ，移除对应信号的协方差矩阵表示为

$$\mathbf{R}_{X,-k} = \mathbf{R}_X - \hat{\gamma}_k \mathbf{a}(\hat{\theta}_k) \mathbf{a}^H(\hat{\theta}_k) \quad (18)$$

根据公式(13)，下面将逐个修正对应的 $\hat{\theta}_k$ 。去掉后验概率公式中与估计角度无关项，构建代价函数为

$$C = -\text{tr}(\mathbf{X}^H \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{X}) - L \ln(|\mathbf{R}_X|) + \ln p(\hat{\gamma}_k) \quad (19)$$

将 $\mathbf{R}_X = \mathbf{R}_{X,-k} + \hat{\gamma}_k \mathbf{a}(\hat{\theta}_k) \mathbf{a}^H(\hat{\theta}_k)$ 代入上式，上式右边第一项 $-\text{tr}(\mathbf{X}^H \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{X})$ 改写为

$$-\text{tr}(\mathbf{X}^H \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{X}) = -\text{tr}(\mathbf{X}^H \mathbf{R}_{X,-k}^{-1} \mathbf{X}) + \frac{L \mathbf{a}^H(\hat{\theta}_k) \mathbf{R}_{X,-k}^{-1} \mathbf{R}_X \mathbf{R}_{X,-k}^{-1} \mathbf{a}(\hat{\theta}_k)}{\hat{\gamma}_k^{-1} + \mathbf{a}^H(\hat{\theta}_k) \mathbf{R}_{X,-k}^{-1} \mathbf{a}(\hat{\theta}_k)} \quad (20)$$

令 $p_k = L \mathbf{a}^H(\hat{\theta}_k) \mathbf{R}_{X,-k}^{-1} \mathbf{R}_X \mathbf{R}_{X,-k}^{-1} \mathbf{a}(\hat{\theta}_k)$ ， $q_k = \mathbf{a}^H(\hat{\theta}_k) \mathbf{R}_{X,-k}^{-1} \mathbf{a}(\hat{\theta}_k)$ ，第二项 $-L \ln(|\mathbf{R}_X|)$ 改写为

$$-L \ln(|\mathbf{R}_X|) = -L \ln(|\mathbf{R}_{X,-k}|) - L \ln(1 + \hat{\gamma}_k q_k) \quad (21)$$

将幅度的先验分布和公式(20)、(21)代入(19)中，并去掉与角度和幅度无关的项，代价函数改写为

$$C = c(\hat{\theta}_k, \hat{\gamma}_k) = \frac{p_k}{\hat{\gamma}_k^{-1} + q_k} - L \ln(1 + \hat{\gamma}_k q_k) + \ln \left(\frac{\sqrt{L}}{\gamma_n + \frac{1}{M} \sigma_n^2} \right) \quad (22)$$

其中， p_k 和 q_k 是与角度 $\hat{\theta}_k$ 相关的项。下面进一步改写公式(22)，对 $\hat{\gamma}_k$ 求偏导并令 $\partial C / \partial \hat{\gamma}_k = 0$ ，可得

$$\hat{\gamma}_k = \frac{-e_k + \Delta^{0.5}}{2(L+1)q_k^2} \quad (23)$$

其中，

$$e_k = (2+L)q_k - p_k + \frac{\sigma_n^2}{M} L q_k^2 \quad (24)$$

$$\Delta = e_k^2 - 4(L+1)q_k^2 \left[1 - \frac{\sigma_n^2(p_k - Lq_k)}{M} \right] \quad (25)$$

将估计的 $\hat{\gamma}_k$ 代入代价函数中，此时 C 化简为只和第 k 个角度的粗估计值有关的函数 $c(\hat{\theta}_k)$ 。此时，修正 $\hat{\theta}_k$ 的离格误差转换为在一个以 $\hat{\theta}_k$ 为中心的小区间内，找到使代价函数 $c(\hat{\theta}_k)$ 最大化的角度。

3.2. 干扰加噪声协方差矩阵重构与维化

根据稀疏贝叶斯算法估计出的信号来向和对应的幅度，在干扰潜在区域内估计出干扰信号来向 $\{\hat{\theta}_j\}_{j=1}^J$ 和功率 $\{\hat{\sigma}_j^2\}_{j=1}^J$ 以及噪声功率估计值 $\hat{\sigma}_n^2$ ，基于JNCM的定义式重构矩阵

$$\hat{\mathbf{R}}_{J+n} = \sum_{j=1}^J \hat{\sigma}_j^2 \mathbf{a}(\hat{\theta}_j) \mathbf{a}^H(\hat{\theta}_j) + \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I} \quad (26)$$

在获取重构的JNCM $\hat{\mathbf{R}}_{J+n}$ 后，对于阵列接收信号 $\mathbf{j} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ， M 为通道数。当该信号源角度发生变化时，会给接收信号造成一定的相位扰动 $\mathbf{z}$ ，如下所示

$$\mathbf{z} = [1, e^{j\varphi}, \dots, e^{j(M-1)\varphi}] \quad (27)$$

受到干扰扰动影响的信号表示为 $\mathbf{y} = \mathbf{j} \sqcup \mathbf{z}$ ，对应的协方差矩阵可以表示为 $\mathbf{R}_y = \mathbf{R}_j \sqcup \mathbf{R}_z$ ，其中 $\sqcup$ 表示哈达玛积， $\mathbf{R}_j = \text{cov}(\mathbf{j})$ ， $\mathbf{R}_z = \text{cov}(\mathbf{z})$ 。假设 $\mathbf{z}$ 是满足零均值均匀分布的随机遍历，满足 $-\Delta \leq \mathbf{z} \leq \Delta$ ，则扰动协方差矩阵的第 m 行第 n 列元素为

$$(\tilde{\mathbf{R}}_z)_{m,n} = (E\{\mathbf{z}\mathbf{z}^H\})_{m,n} = \text{sinc}[(m-n)\Delta] \quad (28)$$

因此，根据上述公式，为了防止干扰源移除零陷，可以对重构的 JNCM $\hat{\mathbf{R}}_{j+n}$ 进行锥化处理，锥化后的矩阵为

$$\hat{\mathbf{R}}_T = \hat{\mathbf{R}}_{j+n} \sqcup \mathbf{T} \quad (29)$$

其中，矩阵 $\mathbf{T}$ 为

$$\mathbf{T}(m,n) = \text{sinc}[(m-n)\Delta] \quad (30)$$

然而，对于常规的协方差矩阵锥化方法，生成的零陷围绕中心方向呈对称分布。虽然零陷展宽能够有效克服干扰移动性，但这是以消耗自由度为代价的。然而，大多数非平稳干扰都有特定的运动方向，采用对称加宽的零陷无疑会浪费自由度，影响干扰抑制性能。为此，本文采用一种不对称的展宽方式^[24]，锥化矩阵改写为

$$\mathbf{T}(m,n) = \text{sinc}[(m-n)(W_1 + W_2)d / \lambda] [e^{j2\pi d(m-n)(W_2 - W_1)/2\lambda}] \quad (31)$$

3.3. 基于协防矩阵重构与锥化的波束形成

利用期望信号估计角度 $\hat{\theta}_1$ 得到期望信号导向矢量 $\hat{\mathbf{a}}(\hat{\theta}_1)$ 。随后，将重构的 JNCM $\hat{\mathbf{R}}_{j+n}$ 或者进一步锥化后的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_T$ 代入公式(5)，得到波束矢量如下：

$$\mathbf{w}_1 = \frac{\hat{\mathbf{R}}_{j+n} \hat{\mathbf{a}}(\hat{\theta}_1)}{\hat{\mathbf{a}}^H(\hat{\theta}_1) \hat{\mathbf{R}}_{j+n} \hat{\mathbf{a}}(\hat{\theta}_1)}, \mathbf{w}_2 = \frac{\hat{\mathbf{R}}_T \hat{\mathbf{a}}(\hat{\theta}_1)}{\hat{\mathbf{a}}^H(\hat{\theta}_1) \hat{\mathbf{R}}_T \hat{\mathbf{a}}(\hat{\theta}_1)} \quad (32)$$

所提方法伪代码如下：

算法 1：所提自适应波束形成算法

Input: 接收序列 $\mathbf{X}$

1 初始化：空间采样数 N ，信号幅度和噪声 $(\gamma^{(0)}, \sigma_n^{2(0)})$ ，当前迭代次数 $i=0$ ，设置最大迭代估计次数 S

2 **while** $i < S$

3 利用公式(16)更新信号幅度 $\gamma_n^{(i)}$

4 利用公式(17)更新噪声功率 $\sigma_n^{2(i)}$

5 $i \leftarrow i+1$

6 **end**

7 得到角度粗估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \{\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_K\}$ 和对应信号幅度 $\{\hat{\gamma}_k\}_{k=1}^K$ ，噪声估计值 $\hat{\sigma}_n^2$

8 利用公式(22)和(23)修正 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$

9 在干扰潜在区域内估计出干扰信号来向 $\{\hat{\theta}_j\}_{j=1}^J$ 和功率 $\{\hat{\sigma}_j^2\}_{j=1}^J$

10 利用公式(26)重构 JNCM

11 利用公式(29)和(31)对 JNCM 进行锥化处理

12 利用公式(32)计算波束形成矢量

Output: 利用公式(3)得到输出信号

4. 复杂度分析

所提方法的复杂度包括三个部分，一是稀疏贝叶斯估计干扰来向和功率，二是基于估计的干扰信息重构出干扰加噪声协方差矩阵和锥化，三是对基于协方差矩阵进行波束形成运算。第一部分获取干扰信息计算量主要来源于公式(16)和公式(17)的迭代运算，每次迭代的复杂度为 $O(M^2N + LMN)$ ；此外，为获取潜在干扰来向，所需的谱峰搜索复杂度为 $O(N)$ 。第二部分的矩阵重构计算量来自于公式(26)，复杂度为 $O(JM^2)$ ，矩阵锥化计算量来自公式(29)，复杂度为 $O(M^2)$ 。最后，使用协方差矩阵计算波束形成的复杂度为 $O(M^2)$ 。

基于样本协方差矩阵求逆的方法、基于训练数据的方法和线性多约束最小方差波束形成主要来源于协方差矩阵求逆，复杂度为 $O(M^3)$ 。PSEUR-JNCM方法的计算量基于MUSIC算法的DOA估计和协方差矩阵重构，复杂度分别为 $O(M^3)$ 和 $O(QM^2)$ ，其中 Q 为积分区间的采样点数。SS-JNCM的计算量包括基于空间平滑的DOA估计和协方差矩阵重构，复杂分别为 $O(M^3)$ 和 $O(JM^2)$ 。

5. 仿真结果

5.1. 仿真环境

假设期望信号的来向为 -4.2° ，干扰信号来向为 -24.2° ， 18.6° ， 35.3° 。假设所有信号都能够在特定时刻发射干扰，且具有移动能力，其中来自 -24.2° 和 18.6° 的干扰信号与期望信号复相关系数的幅值为1，相位服从 $(0, 2\pi)$ 均匀分布，干噪比固定为30dB。当考虑干扰动态性对波束形成的影响时，来自 -24.2° 的干扰移动方向向右，干扰角度范围为 $[\theta_j, \theta_j + \Delta]$ ，来向为 18.6° 的干扰来向向左，角度范围为 $[\theta_j - \Delta, \theta_j]$ 。在分析输出SJNR随SNR变化趋势时，SNR范围为-10dB到30dB，步长为2dB，阵元个数固定为10个。在分析输出SJNR随阵元数变化时，SNR设置为10dB。

5.2. 基线方法

1) 已知JNCM和期望信号导向矢量的理论最优波束形成：

2) 采用公式(8)的样本协方差矩阵求逆代替理论JNCM求逆的波束形成(SMI)：

3) 有可用训练数据估计 JNCM，训练数据快拍数设为 16、32，用于获取无 SOI 的数据估计 JNCM，在此基础上，估计的 JNCM 可进一步锥化处理用于实现零点展宽的波束形成；

4) 已知相干干扰来向的线性多约束最小方差波束形成

$$\mathbf{w} = \hat{\mathbf{R}}_X^{-1} \mathbf{A} (\mathbf{A}^H \hat{\mathbf{R}}_X^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{f}, \quad (33)$$

其中， $\mathbf{f} = [1, \mathbf{0}_{(K-1) \times 1}]^T$ 。MCMV 直接使用样本协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_X$ ，对 $\hat{\mathbf{R}}_X$ 进行对角加载处理，此时波束形成表达式为

$$\mathbf{w} = (\hat{\mathbf{R}}_X + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A} (\mathbf{A}^H (\hat{\mathbf{R}}_X + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{f}, \quad (34)$$

其中， λ 为加载因子，设置为 10dB；

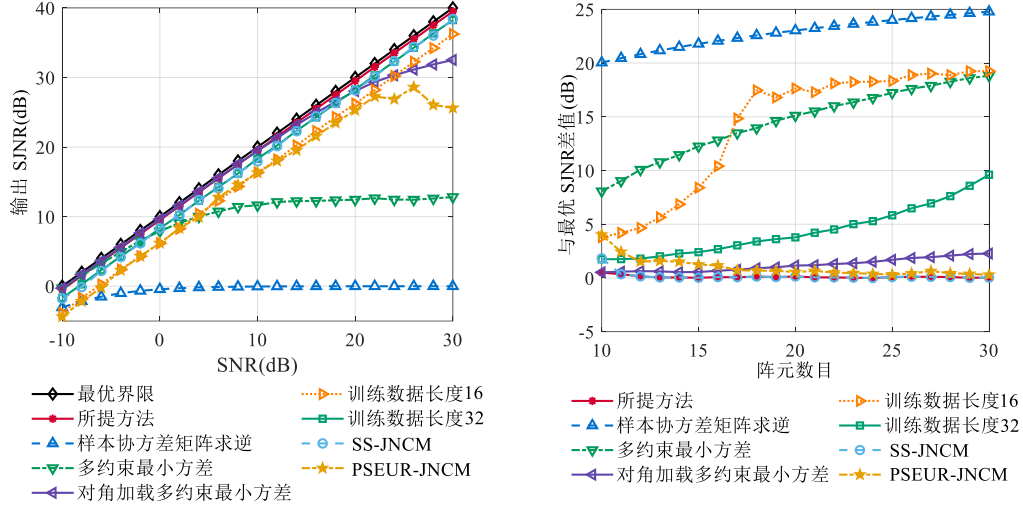
5) 基于空间谱估计和不确定区域 (power spectral estimation and uncertainty region, PSEUR) 的干扰加噪声协方差矩阵重构方法，记作 PSEUR-JNCM；

6) 基于空间平滑 (spatial smoothing) 解相干后的干扰加噪声协方差矩阵重构方法，SS-JNCM。

5.3. 静态条件下的方法性能

本节考虑静态干扰，干扰包括相干干扰和不相关干扰，但在接收期间都保持位置静止。此时，接收机可以获取足够的快拍数用于计算波束矢量。图4展示了以快拍数 $L=100$ 为例的波束形成性能，分为输出SJNR随SNR的变化趋势和固定SNR=10dB时不同方法SJNR随阵元数的变化趋势。在图4(a)中，基线方法中直接使用样本协方差矩阵的波束形成方法，包括样本协方差矩阵求逆、多约束最小方差和对角加载的多约束最小方差波束形成，随着SNR增加面临着不同程度的SJNR损失。其中，样本协方差矩阵求逆波束形成是因为相干干扰造成期望信号自消，多约束最小方差波束形成在已知相干干扰来向的前提下能够缓解相干干扰引起的期望信号自消，但仍然无法避免高SNR下的期望信号自消。在此基础上，通过对角加载能够改善高SNR下的期望信号自消。对

于有可用训练数据估计干扰加噪声协方差矩阵的情形，图4(a)给出了快拍数为16和32时的输出SJNR，在测试的SNR范围下输出SJNR随SNR能保持线性增长，且随着训练数据量增加估计精度改善，输出SJNR也得到提升。此外，协方差矩阵重构对比方法中，SS-JNCM在充足的快拍数条件下能够准确估计干扰来向，从而有效重构JNCM，取得较好的性能。而PSEUR-JNCM受相干干扰的影响，造成估计的干扰来向有误差，从而降低了波束形成性能。相比之下，所提方法能够从数据中精确地估计出干扰加噪声协方差矩阵，输出SJNR达到近乎最优，这得益于稀疏贝叶斯学习方法能够提取出精确的干扰来向和功率。



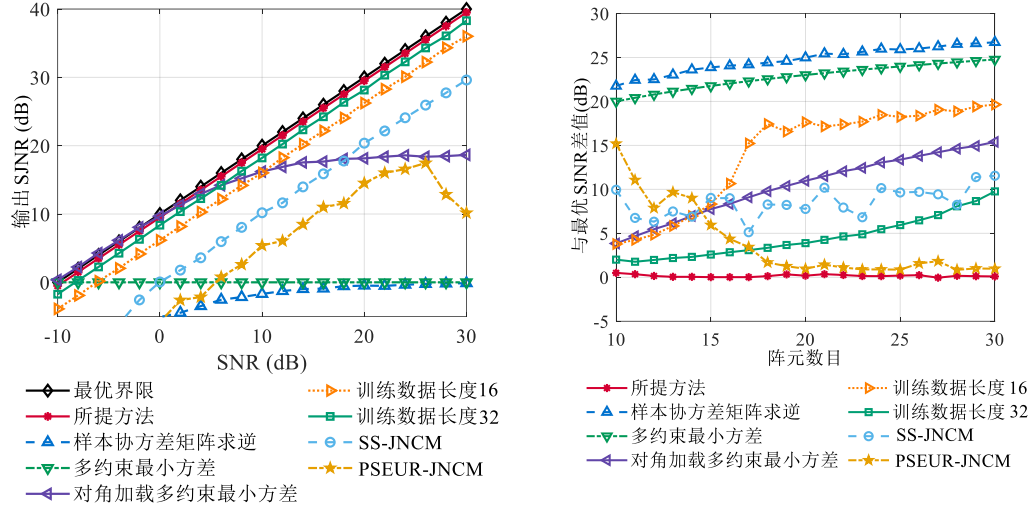
(a) Output SJNR versus SNR (b) Output SJNR versus number of array elements
图4 快拍数 $L=100$ 不同波束形成性能

Fig.4 Performance of different methods with $L=100$

在图4(b)中，随着阵元数目的增加，样本协方差矩阵求逆和多约束最小方差波束形成与理论界限的差值逐渐增大。这是因为虽然阵元数增加阵列天线的分辨率增加，但也会造成固定快拍数下样本协方差矩阵估计误差增大，从而引起性能损失。通过对角加载技术能够改善样本协方差矩阵的误差，随着阵元数目增加，差值仅有略微的增加。对于采用训练数据的方法，随着阵元数目增加，估计的干扰加噪声协方差矩阵误差增大，对应图4(b)中训练数据为32的方法与理论界限差值随着阵元数增加而增加。当阵元数超过数据长度时，估计的协方差矩阵会变得病态，用于波束形成会导致干扰抑制性能下降，对应训练数据为16的方法在阵元数为16之后有一个明显的骤升。相比之下，所提方法能够估计出干扰的来向和功率信息，精确地重构出计算波束形成的干扰加噪声协方差矩阵，始终保持着近优的输出SJNR。此外，随着阵元数增加分辨率增强，SS-JNCM和PSEUR-JNCM在静态相干干扰条件下仍能保持接近所提方法的性能。

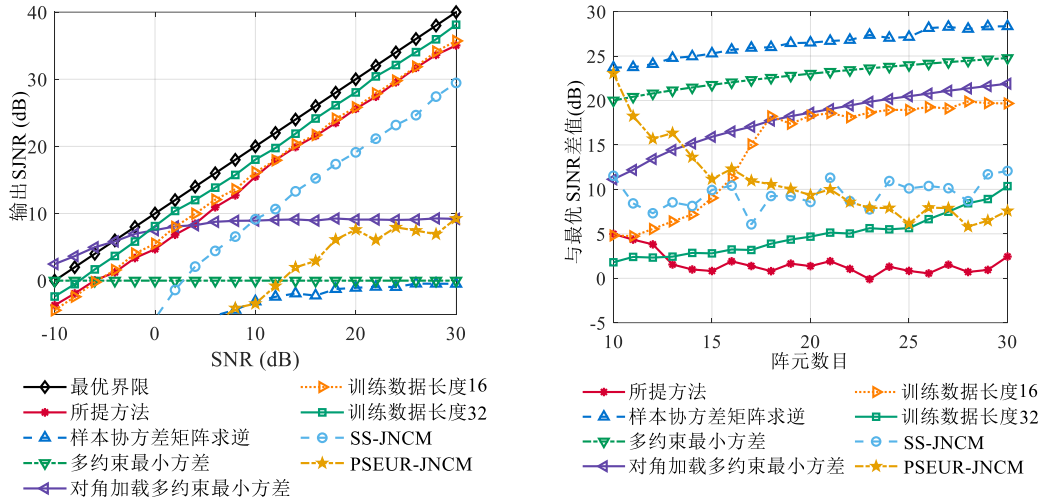
5.4. 动态条件下的方法性能

上节考虑静态条件下的干扰抑制，接收机可以获取包含干扰某个角度信息的充足样本。本节面向动态条件分析波束形成，首先考虑的是仅能获取少量快拍的问题，在当前获取快拍内干扰角度不变。图5和图6以快拍数为5和单快拍分别进行分析，对比了不同方法输出SJNR随SNR和阵元数的变化趋势。相比静态条件下，直接采用样本协方差矩阵求逆的方法出现严重的性能损失，这是因为少量的快拍数造成样本协方差矩阵估计误差很大甚至变得病态，导致SJNR急剧下降。相比基于样本协方差矩阵的波束形成，基于训练数据方法和静态条件下的性能一致，这是因为该方法采用了额外的干扰和噪声数据。然而，在动态条件下想要获取稳定的训练数据比较困难，这无疑制约了该方法在动态条件下的应用。此外，由于快拍数的减少，对比的SS-JNCM和PSEUR-JNCM方法无法有效重构出协方差矩阵，性能损失较大。相比之下，即使当前可用快拍数很小，所提方法依然能够有效地提取出干扰加噪声协方差矩阵用于计算波束形成，即使在单快拍下也能保持较好的输出SJNR，并且随着阵元数增加所提方法性能总体保持比较稳定。



(a) Output SJNR versus SNR (b) Output SJNR versus number of array elements
图5 快拍数 $L=5$ 不同波束形成性能

Fig.5 Performance of different methods with $L=5$



(a) Output SJNR versus SNR (b) Output SJNR versus number of array elements
图6 单快拍下不同波束形成性能

Fig.6 Performance of different methods with single snapshot

在估计出当前状态的干扰加噪声协方差矩阵后，为了跟踪干扰变化，我们对协方差矩阵进行锥化处理。其中，所提方法以可用快拍数为5为例获取了当前的干扰加噪声协方差矩阵。图7和图8展示了快拍数为100的接收数据间角度变化范围为 $\Delta=3^\circ$ 时输出SJNR随SNR变化趋势和SNR=10dB时的波束图。在图7中，直接采用样本协方差矩阵的方法输出SJNR随SNR没有变化，干扰抑制失效。采用训练数据的方法虽然性能随着SNR增加得到改善，但是无论有无对估计的协方差矩阵进行锥化处理，都无法争取的展宽零点跟踪干扰。SS-JNCM和PSEUR-JNCM在也无法有效的提取动态相干干扰的协方差矩阵信息，存在较大的性能损失。相比之下，所提方法经过零点展宽后能够保持优越的输出SJNR，结合图8的波束图，采用灵活的零点展宽能够避免常规锥化方法的对称展宽，避免自由度浪费的前提下跟踪干扰变化。

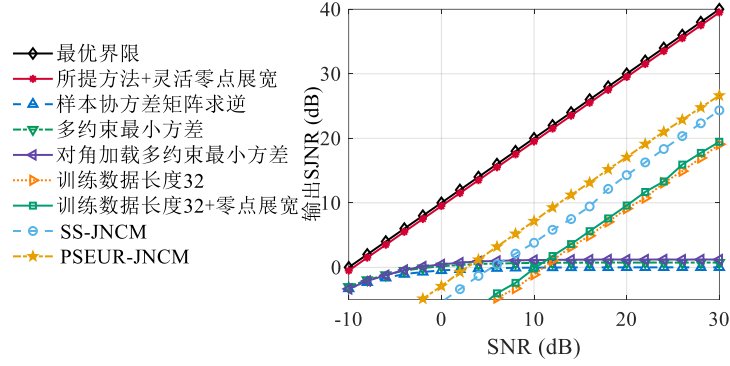


图7 $\Delta = 3^\circ$ 零点展宽后波束形成输出SJNR随SNR变化趋势

Fig.7 Output SJNR versus SNR after null broadening with $\Delta = 3^\circ$

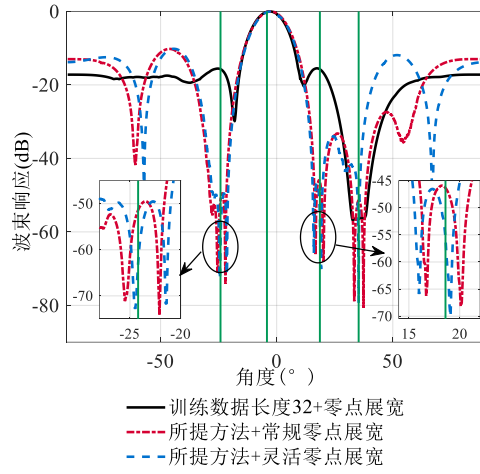


图8 $\Delta = 3^\circ$ 零点展宽后波束形成SNR=10dB时的波束图

Fig.8 Beam pattern after null broadening with $\Delta = 3^\circ$

6. 结论

考虑动态相干干扰条件下的自适应波束形成, 本文提出了基于稀疏贝叶斯的协方差矩阵重构和协方差矩阵锥化的框架。首先, 采用结合Jeffreys先验的稀疏贝叶斯算法充分利用信号空域的稀疏特性, 精确估计期望信号与干扰的来向及功率。随后, 在干扰潜在区域提取干扰来向和功率用于重构干扰加噪声协方差矩阵, 通过试验表明重构的矩阵在动态条件少量稳定快拍条件下也能保持较高的精度。最后, 对重构的协方差矩阵进行灵活的协方差矩阵锥化, 能够根据干扰移动情况按需展宽零点, 节省了自由度的同时能够有效跟踪干扰。仿真结果表明所提方法能够在动态相干干扰条件下保持优越的性能, 在保持期望信号的同时充分抑制相干干扰。未来工作将面向更广泛的干扰移动模型、阵列误差模型等, 探索该框架的适用性和改进方案。

参考文献：

- [1] W. Liu, M. Haardt, M. S. Greco, C. F. Mecklenbräuker and P. Willett. Twenty-Five Years of Sensor Array and Multichannel Signal Processing: A review of progress to date and potential research directions[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2023, 40(4): 80-91.
- [2] L. C. Godara. Application of antenna arrays to mobile communications. II. Beam-forming and direction-of-arrival considerations[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(8): 1195-1245.
- [3] A. B. Gershman, N. D. Sidiropoulos, S. Shahbazpanahi, M. Bengtsson and B. Ottersten. Convex Optimization-Based Beamforming[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27(3): 62-75.
- [4] A. M. Elbir, K. V. Mishra, S. A. Vorobyov and R. W. Heath. Twenty-Five Years of Advances in Beamforming: From convex and nonconvex optimization to learning techniques[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2023, 40(4): 118-131.
- [5] A. De Maio, L. Pallotta, J. Li and P. Stoica. Loading Factor Estimation Under Affine Constraints on the Covariance Eigenvalues With Application to Radar Target Detection[J] IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(3): 1269-1283.
- [6] G. Marti, T. Kölle and C. Studer. Mitigating Smart Jammers in Multi-User MIMO[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2023, 71: 756-771.
- [7] A. De Maio, L. Pallotta, J. Li and P. Stoica. Loading Factor Estimation Under Affine Constraints on the Covariance Eigenvalues With Application to Radar Target Detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(3): 1269-1283.
- [8] Y. Gu and A. Leshem. Robust Adaptive Beamforming Based on Interference Covariance Matrix Reconstruction and Steering Vector Estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(7): 3881-3885.
- [9] S. Mohammadzadeh, V. H. Nascimento, R. C. de Lamare and O. Kukrer. Maximum Entropy-Based Interference-Plus-Noise Covariance Matrix Reconstruction for Robust Adaptive Beamforming[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 845-849.
- [10] P. Chen, J. Gao and W. Wang. Linear Prediction-Based Covariance Matrix Reconstruction for Robust Adaptive Beamforming[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1848-1852.
- [11] J. Yang, Y. Tu, J. Lu and Z. Yang. Robust Adaptive Beamforming Based on Subspace Decomposition, Steering Vector Estimation and Correction[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(12): 12260-12268.
- [12] Z. Zheng, Y. Zheng, W. -Q. Wang and H. Zhang. Covariance Matrix Reconstruction With Interference Steering Vector and Power Estimation for Robust Adaptive Beamforming[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(9): 8495-8503.
- [13] H. Li, J. Geng and J. Xie. Robust Adaptive Beamforming Using a RCB Principle Modified Subspace Method[C]. 2022 IEEE Radar Conference (RadarConf22), New York City, NY, USA, 2022: 1-6.
- [14] Z. Zheng, T. Yang, W. -Q. Wang and H. C. So. Robust Adaptive Beamforming via Simplified Interference Power Estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(6): 3139-3152.
- [15] H. Yang and Z. Ye. Robust Adaptive Beamforming Based on Covariance Matrix Reconstruction via Steering Vector Estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(3): 2932-2939.
- [16] S. Mohammadzadeh, V. H. Nascimento, R. C. de Lamare and O. Kukrer. Jammer Tracking Based on Efficient Covariance Matrix Reconstruction With Iterative Spatial Spectrum Sampling[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6): 8681-8695.

- [17]S. Mohammadzadeh, V. H. Nascimento, R. C. d. Lamare and O. Kukrer. Covariance Matrix Reconstruction Based on Power Spectral Estimation and Uncertainty Region for Robust Adaptive Beamforming[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(4): 3848-3858.
- [18]Y. Du, W. Cui, F. Mei, H. Xu and Y. Wang. Coherent signals adaptive beamforming algorithm based on eigenvalue[C]. 2021 2nd International Conference on Electronics, Communications and Information Technology (CECIT), Sanya, China, 2021: 388-393.
- [19]陈鹏,王威,杨益新,等.基于干扰不确定集重构的相干稳健自适应波束形成方法[J].南京大学学报(自然科学),2021,57(05):857-863.
- [20]卢文龙,李旦,毕权杨,等.一种非平滑相干干扰鲁棒的自适应波束形成器[J].系统工程与电子技术,2024,46(05):1467-1476.
- [21]沈季,万显荣,易建新,等.复杂干扰场景下的稳健自适应波束形成[J].系统工程与电子技术,2023,45(04):941-949.
- [22]蔡篮娴,姜园,赵磊.复杂相干干扰场景下的稳健自适应波束形成器[J].信号处理,2025,41(01):99-112.
- [23]M. Karimi, M. Zare, M. Derakhtian. Sparse Bayesian Learning with Jeffreys' Noninformative Prior for Off-Grid DOA Estimation[J]. Signal Processing, 2025, 230: 109809.
- [24]Z. Liu, S. Zhao, C. Zhang and G. Zhang. Flexible Robust Adaptive Beamforming Method With Null Widening[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(9): 10579-10586.

作者简介:



潘子豪(1998-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理、空域抗干扰, Email: zihao_pan@126.com



杨宁(1995-), 男, 助理研究员, 主要研究方向为认知无线电、频谱管理、区块链, Email: ningyang0928@163.com



郭道省(1973-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为卫星通信、阵列信号处理、通信抗干扰、空天地一体化网络、物理层安全、无人机通信等, Email: xyzgfg@sina.com



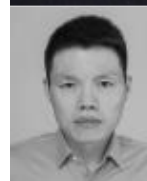
张邦宁(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为通信抗干扰、卫星通信, Email: AEU_zbn@163.com



甄攀(1998-), 男, 讲师, 主要研究方向为无线环境地图、卫星通信, Email: 18893571228@163.com



许峥(1987-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理、卫星通信、深度学习, Email: xuzhengjust@qq.com



潘克刚(1979-), 通信作者, 男, 教授, 他的研究方为卫星通信网络、移动边缘计算、信号检测与处理以及同步技术, Email: pankg@163.com

Adaptive beamforming under dynamic coherent interference

PAN Zihao¹, ZHANG Bangning¹, XU Zheng^{1,2}, ZHEN Pan¹, YANG Ning³, PAN Kegang^{1*}, GUO Daoxing¹

(1. College of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China; 2. Nanjing Panda HanDa Technology Co., Ltd., Nanjing 210001, China; 3. National Innovation Institute of Defense Technology, Academy of Military Science, Beijing 100071, China)

Abstract: Coherent jamming severely degrades the performance of adaptive beamforming, particularly under dynamic conditions where the jammer exhibits mobility and only limited stable snapshots are available. Existing methods predominantly rely on static or quasi-static assumptions and struggle to efficiently acquire accurate jamming characteristics from insufficient snapshots. Limited samples lead to ill-conditioned covariance matrix estimates, causing jamming suppression failure. To address this challenge, this paper develops a framework combining covariance matrix reconstruction and null widening. First, leveraging the sparsity of incoming signals, we employ a sparse Bayesian learning (SBL) approach with Jeffreys prior distribution to estimate signal directions-of-arrival (DOA) and power. The Jeffreys prior exhibits a sharp peak at zero, which automatically suppresses power at directions without signals. This suppression thereby ensures spatial sparsity and enabling robust parameter estimation even with insufficient snapshots. Subsequently, an off-grid error correction is performed by maximizing a cost function within a small neighborhood around each coarse estimate. Based on the estimated jamming DOAs and power extracted from potential jamming regions, the jamming-plus-noise covariance matrix (JNCM) is reconstructed to compute adaptive beamforming. This JNCM-based adaptive beamforming can suppress coherent jamming even with a limited number of snapshots under dynamic conditions. Finally, a flexible covariance matrix tapering technique is applied against dynamic jamming, which enables on-demand null widening based on jamming movement patterns. It allows tracking of mobile jammers without repeated weight vector updates or the consumption of additional degrees of freedom. Simulation results under both static and dynamic scenarios demonstrate that the proposed method achieves a superior output signal-to-jamming-plus-noise ratio (SJNR), even in the challenging single-snapshot case.

Highlights:

1. A framework combining JNCM reconstruction and on-demand null widening is developed for adaptive beamforming under dynamic coherent interference.
2. Sparse Bayesian learning with Jeffreys prior is utilized to estimate interference DOAs and power for JNCM reconstruction under limited snapshots.
3. Flexible covariance matrix tapering achieves on-demand null widening to avoid frequent weight vector updates.

Key words: dynamic coherent interference; adaptive beamforming; covariance matrix reconstruction; covariance matrix tapering

Foundation items: National Natural Science Foundation of China(62501629)

****Corresponding author,** E-mail: pankg@163.com