一种基于稀疏重构的主瓣拖曳式干扰抑制方法

周必雷, 李荣锋, 段克清, 王永良*, 刘维建, 陈风波

空军预警学院预警技术系, 武汉 430019

* 通信作者. E-mail: ylwangkjld@163.com

收稿日期: 2018-04-17; 修回日期: 2018-08-01; 接受日期: 2018-09-05; 网络出版日期: 2019-07-16

国家自然科学基金 (批准号: 61501506, 61501505) 资助项目

摘要 提出了一种基于稀疏重构的主瓣拖曳式干扰抑制方法, 可在干扰环境下有效提取目标的距离和空间角度信息. 新方法首先利用正交匹配追踪算法估计主瓣拖曳式干扰的角度、幅度和相位, 进而重构干扰数据; 再利用接收数据减去干扰重构数据, 大幅削弱主瓣拖曳式干扰的能量; 然后利用稀疏 Bayes 算法来估计剩余干扰和目标的角度-距离信息; 最后结合稀疏恢复结果, 并根据目标在某一空间角度上仅占有 2~3 个距离单元, 而剩余的干扰占满所有距离单元这一先验知识, 可容易鉴别目标和干扰, 进而提取目标参数.

关键词 主瓣拖曳式干扰, 稀疏重构, 雷达信号处理, 抗干扰

1 引言

干扰按照空间入射角度可分为主瓣干扰 (mainlobe jamming, MLJ) 和副瓣干扰 (sidelobe jamming, SLJ), 利用旁瓣对消、旁瓣匿影、低副瓣/超低副瓣、频率捷变等技术可有效对抗副瓣干扰. 然而针对主瓣干扰, 目前的对抗措施还不够成熟. 对抗主瓣干扰的难度在于干扰与目标的夹角太小或者同向, 以致于空域自适应波束形成 (adaptive beamforming, ADBF) 技术^[1~3] 在干扰抑制的同时对目标信号造成了损失. 当前, 美军装备的 EA-18G “咆哮者” 电子战机兼备了电子干扰机和战斗机的能力, 可以和攻击机机群编队飞行, 干扰样式为主瓣干扰, 是美军当前和未来主要的空中电子攻击资源. 可见, 主瓣干扰已是现实威胁.

主瓣干扰可以分为自卫式干扰 (self-defensive jamming, SDJ) 和近主瓣干扰 (near-mainlobe jamming, NMLJ). 自卫式干扰与目标同向, 如目标机携带的干扰吊舱所施放的干扰; 近主瓣干扰与目标不同向, 但也从雷达接收波束的主瓣进入, 如与目标机编队飞行的随队干扰机、目标机拖曳的干扰机、弹道导弹伴飞的弹载干扰机等施放的干扰. 目前, 机载拖曳式诱饵使用较为方便, 且价格相对低廉, 因而受到广泛关注. 拖曳式诱饵同时具备施放欺骗干扰与压制干扰的能力. 以美军 AN/ALE-55 为例, 为保

引用格式: 周必雷, 李荣锋, 段克清, 等. 一种基于稀疏重构的主瓣拖曳式干扰抑制方法. 中国科学: 信息科学, 2019, 49: 838–852, doi: 10.1360/N112018-00093
Zhou B L, Li R F, Duan K Q, et al. A sparse reconstruction algorithm for mainlobe towed jamming suppression (in Chinese). Sci Sin Inform, 2019, 49: 838–852, doi: 10.1360/N112018-00093

护载机, 拖曳式诱饵能够提供压制、欺骗、诱骗 3 个层次的电子干扰技术^[4]. 拖曳式诱饵施放的压制干扰一般为噪声干扰, 如射频噪声干扰、噪声调幅干扰、噪声调频干扰及噪声调相干扰^[5]. 另外, 密集假目标干扰也具备压制能力. 本文针对抑制主瓣拖曳式压制干扰 (mainlobe towed jamming, MTJ) 并估计目标空间角开展研究工作. 在空域抗 MTJ 方面, 和差主瓣干扰相消器 (mainbeam jamming cancellation, MLC)^[6] 利用和波束作为主通道, 差波束作为辅助通道进行干扰相消, 但是无法同时抑制副瓣干扰, 且无法估计目标角. 文献 [7, 8] 级联了 ADBF 和 MLC 算法, 可以同时对抗主、副瓣干扰. 文献 [9, 10] 采用和差四波束分别与辅助阵元和辅助波束联合, 构造主、辅通道对消干扰, 具备较好的测角性能. 然而, 上述方法均利用了空域自适应处理, 导致目标信号能量存在一定的损失, 尤其当目标与干扰夹角较近时损失尤为严重. 在极化域抗 MTJ 方面, 存在成本过高、工程难以实现的问题^[11~13]. 在利用盲源分离抗 MTJ 方面, 目前国内也开展了相关研究^[14, 15], 主要存在同时干扰抑制并测角难以实现的问题. 近年来, 稀疏恢复算法在雷达信号处理领域呈现出广阔的应用前景, 主要的研究方向是雷达目标成像和目标到达角 (direction of arrival, DOA) 估计, 但较少涉及主瓣干扰抑制, 本课题组前期采用了稀疏恢复算法进行主瓣转发式欺骗干扰的抑制^[16, 17], 核心思想是构造空时联合原子库在空时联合域上恢复目标和干扰, 进而在时域维对两者进行鉴别, 然而这类思想对主瓣压制干扰失效.

考虑到 MTJ 具有强功率的特征, 我们决定首先削弱干扰的能量, 同时保证目标的距离和角度估计不受影响. 因此, 本文提出了一种基于稀疏重构的主瓣拖曳式干扰抑制方法, 采用稀疏恢复方法中的正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法进行干扰稀疏重构, 利用接收数据减去干扰重构数据来削弱干扰能量, 进一步利用稀疏 Bayes (sparse Bayesian learning, SBL) 算法进行目标、干扰剩余的角度-距离联合估计, 然后通过先验知识对两者进行鉴别, 最终提取目标参数信息. 本文所提方法最主要的两个步骤是利用稀疏恢复方法进行干扰重构和目标角度-距离联合估计, 这都利用了信源 (包括目标、干扰) 在空域的稀疏性, 无需信源的先验信息. 通过仿真实验分析可知, 本文所提方法具备较高的干扰幅相重构精度, 且能够有效抑制 MTJ 并进行目标的角度-距离联合估计.

2 信号模型

考虑 N 维均匀线阵, 阵元间距均为 d , 目标入射角为 θ , 发射信号波长为 λ , 阵列波束指向为 θ_0 . 目标信号 $s_0(n)$ 位于 θ_0 , 主瓣拖曳式干扰 $s_m(n), m = 1, 2, \dots, M$ 位于 θ_m , 假设干扰功率递减, 即 $p_{s_1} > \dots > p_{s_M}$. 噪声为 Gauss 白噪声, 并假设噪声、信源互不相关. 阵列接收信号可以表示为

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{v}(n) \in \mathbb{C}^{N \times 1}, \quad (1)$$

其中

$$\mathbf{s} = [s_0(n), s_1(n), \dots, s_M(n)]^T. \quad (2)$$

包含了目标和干扰时域维上的幅度和相位信息, 符号 $(\cdot)^T$ 表示转置运算.

$$\mathbf{A} = [a(\theta_0), a(\theta_1), \dots, a(\theta_M)] \in \mathbb{C}^{N \times 2} \quad (3)$$

为阵列流形矩阵, 包含目标和干扰的角度信息, $\mathbf{v}(n)$ 为 Gauss 白噪声. 其中

$$a(\theta_m) = [1, \exp(-j\beta_m), \exp(-j2\beta_m), \dots, \exp(-j(N-1)\beta_m)]^T, \quad m = 0, 1, \dots, M, \quad (4)$$

$$\beta_m = 2\pi d \sin(\theta_m) / \lambda. \quad (5)$$

图 1 新方法原理示意图

Figure 1 The diagram of the new algorithm

3 算法原理

新方法的原理如图 1 所示, 具体可分为 4 个步骤. 第 1 步是利用 OMP 算法估计主瓣拖曳式干扰的角度, 并重构其幅度和相位, 从而得到干扰重构数据; 第 2 步是干扰对消步骤, 利用阵列接收数据减去干扰重构数据, 从而大幅削弱主瓣拖曳式干扰的能量; 第 3 步是利用稀疏 Bayes 算法来估计剩余干扰和目标的角度-距离信息; 第 4 步是目标鉴别, 由于剩余的干扰在时域上占满所有的距离单元, 而目标仅占有 2~3 个距离单元, 可根据该先验知识来辨识目标信号.

3.1 基于 OMP 算法的干扰稀疏重构

OMP 算法是稀疏恢复方法中贪婪类算法的一种, 其基本思想是反复迭代来拟合稀疏模型, 算法本身并不去求整体的最优解, 而是试图寻求最快的途径来得到局部的最优解. 相比较凸优化类算法与稀疏 Bayes 类方法, 它的优势是运算量低, 劣势是需要预先估计稀疏度或者预先设置迭代截止门限. 由于阵列接收信号中的目标信号能量相比干扰而言可以忽略不计, 因此干扰重构的背景是主瓣拖曳式干扰. 由于主瓣拖曳式干扰的能量非常强, 这便于设置迭代截止门限. 因此, 本文考虑采用 OMP 算法进行干扰重构.

由于目标信号和噪声的能量相比较主瓣拖曳式干扰而言可以忽略不计, 因此在进行干扰稀疏重构时可以将阵列接收信号等效于干扰, 即

$$\mathbf{x}(n) \approx \sum_{m=1}^M a(\theta_m) s_m(n). \quad (6)$$

对上式进行稀疏表达

$$\mathbf{x}(n) \approx \Phi \boldsymbol{\omega}(n), \quad (7)$$

其中 $\Phi \in \mathbb{C}^{N \times L}$ 表示角度原子库:

$$\Phi = [a(\theta_{\kappa_1}), a(\theta_{\kappa_2}), \dots, a(\theta_{\kappa_L})]. \quad (8)$$

L 表示原子数量, $\boldsymbol{\omega}(n) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示稀疏系数. 根据第 1 节中设置主瓣拖曳式干扰功率递减, 则预先可知经过 OMP 算法依次估计得到 $s_1(n), s_2(n), \dots, s_M(n)$ 的相关参数.

令标签集为 $\Omega_0 = \emptyset$, 初始化残差向量 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{x}(n)$, 令 $k = 1$. 求解 Φ 中与残差向量 $\mathbf{r}_{k-1}$ 相关性最强的原子位置:

$$l_k = \arg \max_l |\langle \Phi_l, \mathbf{r}_{k-1} \rangle|, \quad \Omega_k = \Omega_{k-1} \cup \{l_k\}, \quad (9)$$

则有

$$\Phi_{l_k} = a(\theta_k). \quad (10)$$

即干扰导向矢量估计, 且

$$\begin{aligned} \langle \Phi_{l_k}, \mathbf{r}_{k-1} \rangle &= \langle a(\theta_k), \mathbf{r}_{k-1} \rangle \\ &= a^H(\theta_k) \sum_{m=k}^M a(\theta_m) s_m(n) \\ &= \sum_{m=k}^M a^H(\theta_k) a(\theta_m) s_m(n) \\ &\approx a^H(\theta_k) a(\theta_k) s_k(n) \\ &= N s_k(n). \end{aligned} \quad (11)$$

因此, 干扰幅相估计为

$$\tilde{s}_k(n) \approx \frac{|\langle \Phi_{l_k}, \mathbf{r}_{k-1} \rangle|}{N} = \tilde{c}_k(n) \cdot \exp[\mathrm{j}\tilde{\phi}_k(n)], \quad (12)$$

其中 $\tilde{c}_k(n)$ 和 $\tilde{\phi}_k(n)$ 分别表示干扰的幅度和相位估计.

求解稀疏系数即为最小化迭代残余 $\mathbf{r}_k$ 的问题:

$$\xi_k = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{x}(n) - \Phi_{\Omega_k} \boldsymbol{\omega}\|_2, \quad (13)$$

其中 $\boldsymbol{\omega}_k$ 为稀疏系数, 可以解得

$$\boldsymbol{\omega}_k = (\Phi_{\Omega_k}^H \Phi_{\Omega_k})^{-1} \Phi_{\Omega_k}^H \mathbf{x}(n). \quad (14)$$

从而得到第 k 次迭代残余更新为

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{x}(n) - \Phi_{\Omega_k} \boldsymbol{\omega}_k. \quad (15)$$

通过反复迭代直到满足某个停止判据为止. 停止判据一般为某个固定的迭代步数或者迭代残余能量小于某个预先设定的值:

$$\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq \varepsilon. \quad (16)$$

因此, 干扰的稀疏重构可以表示为

$$\tilde{\mathbf{J}}(n) = \sum_{k=1}^M \Phi_{l_k} \tilde{s}_k(n) = \sum_{k=1}^M \Phi_{l_k} \tilde{c}_k(n) \cdot \exp(\mathrm{j}\tilde{\phi}_k(n)). \quad (17)$$

3.2 干扰相消

在得到干扰的估计值之后, 将阵列接收信号减去干扰重构值, 可以得到

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{x}(n) - \tilde{\mathbf{J}}(n). \quad (18)$$

如果干扰稀疏重构结果与真实干扰完全一致, 则式 (18) 中的就只含有目标信号和噪声. 但不可避免存在重构误差, 导致干扰相消后会有一定的干扰能量剩余. 尤其是主瓣拖曳式干扰的能量非常强, 只要存在微小的重构误差都会带来较多的干扰剩余. 因此, 若考虑重构误差分量, 则式 (18) 可以表示为

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{m=0}^M a(\theta_m) s_m(n) + \mathbf{v}(n) - \sum_{k=1}^M \Phi_{l_k} \tilde{c}_k(n) \cdot \exp(j\tilde{\phi}_k(n)) \\ &= a(\theta_0) s_0(n) + \sum_{k=1}^M \left(a(\theta_m) s_m(n) - \Phi_{l_k} \tilde{c}_k(n) \cdot \exp(j\tilde{\phi}_k(n)) \right) + \mathbf{v}(n) \\ &= a(\theta_0) s_0(n) + \sum_{k=1}^M (\bar{a}(\theta_m) \bar{c}_k(n) \cdot \exp(j\bar{\phi}_k(n))) + \mathbf{v}(n),\end{aligned}\quad (19)$$

其中 $\bar{a}(\theta_m)$, $\bar{c}(n)$ 和 $\bar{\phi}(n)$ 分别表示干扰重构的导向矢量误差、幅度误差和相位误差, 反应干扰抑制剩余量. 然而比较式 (19) 和 (1), 干扰能量已经大幅降低.

3.3 基于稀疏 Bayes 学习的目标参数估计

稀疏 Bayes 学习最早由 Tipping^[18] 提出, 其中心思想是基于经验 Bayes 原理. 将式 (19) 中的 $\mathbf{r}(n)$ 作为观测样本, 可以稀疏表达为

$$\mathbf{r}(n) = \Phi \mathbf{g}(n) + \mathbf{v}(n), \quad (20)$$

其中 $\mathbf{g}(n) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示稀疏系数. 可以得到式 (20) 观测模型的似然函数:

$$p(\mathbf{r} | \mathbf{g}; \sigma_v^2) = (\pi \sigma_v^2)^{-NK} \exp \left(-\sigma_v^{-2} \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{r}^{(k)} - \Phi \mathbf{g}^{(k)} \right\|_2^2 \right), \quad (21)$$

其中 K 为观测样本数, $\mathbf{r}^{(k)}$ 表示 $\mathbf{r}$ 的第 k 列, 相对应的稀疏系数为 $\mathbf{g}^{(k)}$, σ_v^2 为噪声方差, 是未知的, 称为超参数. 假设式 (21) 中 $\mathbf{g}$ 的各列服从零均值复 Gauss 分布:

$$\mathbf{g}^{(k)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{\Gamma}), \quad (22)$$

其中 $\mathbf{0} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为零矢量, $\mathbf{\Gamma} = \text{diag}(\boldsymbol{\gamma})$, $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \dots, \gamma_L]^T$ 表示各稀疏系数在不同角度的方差, 也称为超参数. 因此, 可以得到 $\mathbf{g}$ 的先验分布为

$$p(\mathbf{g}; \mathbf{\Gamma}) = \pi^{-LK} \mathbf{\Gamma}^{-K} \exp \left(-\sum_{k=1}^K \mathbf{g}^{(k)H} \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{g}^{(k)} \right). \quad (23)$$

联合式 (21) 和 (23), 可以推导得到 $\mathbf{g}$ 的后验概率分布为

$$p(\mathbf{g} | \mathbf{r}; \mathbf{\Gamma}, \sigma_v^2) = \frac{p(\mathbf{r}, \mathbf{g}; \mathbf{\Gamma}, \sigma_v^2)}{\int p(\mathbf{r}, \mathbf{g}; \mathbf{\Gamma}, \sigma_v^2) d\mathbf{g}} = \frac{p(\mathbf{r} | \mathbf{g}; \sigma_v^2) p(\mathbf{g}; \mathbf{\Gamma})}{\int p(\mathbf{r} | \mathbf{g}; \sigma_v^2) p(\mathbf{g}; \mathbf{\Gamma}) d\mathbf{g}}. \quad (24)$$

采用期望最大化 (expectation maximization, EM) 算法估计超参数 $\mathbf{\Gamma}$ 和 σ_v^2 . 该算法分为两个步骤, 分别是期望步 (E-step) 和最大化步 (M-step). 首先是利用 E-step 计算 $\mathbf{\Gamma}$ 和 σ_v^2 已知情况下稀疏系数 $\mathbf{g}$ 的后验分布; 再就是利用 M-step 分别计算在已知稀疏系数 $\mathbf{g}$ 的后验分布下的超参数值; 将 E-step 和 M-step 反复迭代直至满足预设收敛条件.

令 σ_f^2 表示第 f 步 σ_v^2 的估计, Γ_f 表示第 f 步 Γ 的估计. 在 E-step 中, 假设第 f 步的 Γ_f 和 σ_f^2 已知, 可以根据式 (24) 计算得到稀疏系数 $\mathbf{g}_{f+1}$ 的后验分布为

$$p(\mathbf{g}_{f+1}|\mathbf{r};\Gamma_f,\sigma_f^2)=\frac{p(\mathbf{r}|\mathbf{g}_{f+1};\sigma^2)p(\mathbf{g}_{f+1};\Gamma_f)}{\int p(\mathbf{r}|\mathbf{g}_{f+1};\sigma^2)p(\mathbf{g}_{f+1};\Gamma_f)d\mathbf{g}_{f+1}} \\ =\pi^{-LK}|\mathbf{D}_{f+1}|^{-L}\exp\left(\sum_{k=1}^K-\left(\mathbf{g}_{f+1}^{(k)}-\boldsymbol{\mu}_{f+1}^{(k)}\right)^H\mathbf{D}_{f+1}^{-1}\left(\mathbf{g}_{f+1}^{(k)}-\boldsymbol{\mu}_{f+1}^{(k)}\right)\right), \quad (25)$$

其中 $\mathbf{D}_{f+1}$ 为 $\mathbf{r}$ 的协方差矩阵:

$$\mathbf{D}_{f+1}=\Gamma_f-\Gamma_f\Phi^H(\sigma_f^2\mathbf{I}+\Phi\Gamma_f\Phi^H)^{-1}\Phi\Gamma_f, \quad (26)$$

$\boldsymbol{\mu}_{f+1}^{(k)}$ 为 $\mathbf{r}$ 的均值向量:

$$\boldsymbol{\mu}_{f+1}^{(k)}=\Gamma_f\Phi^H(\sigma_f^2\mathbf{I}+\Phi\Gamma_f\Phi^H)^{-1}\mathbf{r}^{(k)}. \quad (27)$$

在 M-step 中, 要求取在得到 $p(\mathbf{g}_{f+1}|\mathbf{r};\Gamma_f,\sigma_f^2)$ 情况下使期望 $E[\ln p(\mathbf{r},\mathbf{g}_{f+1};\Gamma_f,\sigma_f^2)]$ 最大的 γ_{f+1} 和 σ_{f+1}^2 的值, 即

$$[\gamma_{f+1},\sigma_{f+1}^2]=\arg\max_{\Gamma,\sigma^2}E[\ln p(\mathbf{r},\mathbf{g}_{f+1};\Gamma_f,\sigma_f^2)]. \quad (28)$$

可以得到

$$\gamma_{l,f+1}=\frac{1}{K}\left\|\boldsymbol{\mu}_{l,f+1}^{(k)}\right\|_2^2+\mathbf{D}_{l,f+1}, \quad (29)$$

$$\sigma_{f+1}^2=\frac{\frac{1}{K}\left\|\mathbf{r}-\Phi\mathbf{g}_{f+1}\right\|_2^2+\sigma_f^2\sum_{l=1}^L\left(1-\frac{\mathbf{D}_{l,l}}{\gamma_{l,f}}\right)}{N}. \quad (30)$$

通过对 γ 和 σ_v^2 进行迭代更新, 终止条件取决于 $\|\gamma_{f+1}-\gamma_f\|_2/\|\gamma_{f+1}\|_2 \leq \delta$ 或 $\sigma_v^2 \leq (\sigma_v^*)^2$, δ 和 $(\sigma_v^*)^2$ 为迭代终止门限.

3.4 算法流程

结合 2.1~2.3 小节, 给出整体算法流程如算法 1 所示.

4 仿真验证与性能分析

考虑采用 20 元均匀线阵, 雷达发射线性调频信号, 带宽 $B=2$ MHz, 脉宽 $\tau=20$ μ s, 采样频率 $f_s=4$ MHz, 阵元间距为半波长, 波束指向 0° . 由阵列孔径可计算得到 3 dB 波束宽度为 5.05° . 噪声为 Gauss 白噪声, 功率为 0 dB. 目标位于第 100 个距离门, 空间位置在 0° , 阵元级信噪比为 5 dB, 设定稀疏恢复观测训练样本数为 7.

4.1 仿真校验

仿真 1: 干扰对消及目标识别情况.

仿真条件: 存在 1 个主瓣拖曳式干扰位于 1° , 即在 $1/4$ 个 3 dB 波束宽度 (即 1.2625°) 以内, 干噪比为 40 dB.

算法 1 The steps of the new algorithm

The inputs: the array received signal $\mathbf{x}(n) \in \mathbb{C}^N$, angle dictionary $\Phi \in \mathbb{C}^{N \times L}$.

The outputs: the sparsity coefficient ω .

1. Initialization: assuming the set $\Omega_0 = \emptyset$, and initializing the residual error vector $\mathbf{r}_0 = \mathbf{x}(n)$, $k = 1$.

2. Identification: according to the correlation between the restructured atmos matrix Φ and the the residual error vector $\mathbf{r}_{k-1}$, the most correlative atmos set can be obtained as

$$l_k = \arg \max_l |\langle \Phi_l, \mathbf{r}_{k-1} \rangle|, \quad \Omega_k = \Omega_{k-1} \cup \{l_k\}.$$

3. The jamming steering vector estimation:

$$\Phi_{l_k} = a(\theta_k).$$

4. The jamming estimation:

$$\tilde{s}_k(n) = \tilde{c}_k(n) \cdot \exp \left[j\tilde{\phi}_k(n) \right],$$

where $\tilde{c}_k(n)$ and $\tilde{\phi}_k(n)$ denotes the amplitude estimation and phase estimation, respectively.

5. Residual error is updated as

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{x}(n) - \Phi_{\Omega_k} \omega_k,$$

where

$$\omega_k = \underset{\omega}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{x}(n) - \Phi_{\Omega_k} \omega\|_2,$$

is obtained as

$$\omega_k = \left(\Phi_{\Omega_k}^H \Phi_{\Omega_k} \right)^{-1} \Phi_{\Omega_k}^H \mathbf{x}(n).$$

6. The end conditions: let $k \leftarrow k + 1$ and

$$\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq \varepsilon,$$

where ε is a pre-set small constant.

7. The jamming sparse reconstruction result:

$$\tilde{\mathbf{J}}(n) = \sum_{k=1}^M \Phi_{l_k} \tilde{c}_k(n) \cdot \exp \left(j\tilde{\phi}_k(n) \right).$$

8. Jamming suppression:

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{x}(n) - \tilde{\mathbf{J}}(n).$$

9. Selecting K training samples: $\mathbf{r} \in \mathbb{C}^{N \times K}$.

10. Setting initial values: $\gamma_0 = 1$, $\sigma_0^2 = 10^{-1}$.

11. Calculating the posterior component:

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_{f+1} &= \mathbf{\Gamma}_f - \mathbf{\Gamma}_f \boldsymbol{\varphi}^H \left(\sigma_f^2 \mathbf{I} + \boldsymbol{\varphi} \mathbf{\Gamma}_f \boldsymbol{\varphi}^H \right)^{-1} \boldsymbol{\varphi} \mathbf{\Gamma}_f, \\ \boldsymbol{\mu}_{f+1}^{(k)} &= \mathbf{\Gamma}_f \boldsymbol{\varphi}^H \left(\sigma_f^2 \mathbf{I} + \boldsymbol{\varphi} \mathbf{\Gamma}_f \boldsymbol{\varphi}^H \right)^{-1} \mathbf{r}^{(k)}. \end{aligned}$$

12. The iterative updating of γ and σ^2 with the EM algorithm:

$$\begin{aligned} \gamma_{l,f+1} &= \frac{1}{K} \left\| \boldsymbol{\mu}_{l,f+1}^{(k)} \right\|_2^2 + \mathbf{D}_{l,f+1}, \\ \sigma_{f+1}^2 &= \frac{\frac{1}{K} \left\| \mathbf{r} - \Phi \mathbf{g}_{f+1} \right\|_2^2 + \sigma_f^2 \sum_{l=1}^L \left(1 - \frac{\mathbf{D}_{l,f}}{\gamma_{l,f}} \right)}{N}. \end{aligned}$$

13. Repeating steps 12 and 13 until satisfying the convergence conditions: $\|\gamma_{f+1} - \gamma_f\|_2 / \|\gamma_{f+1}\|_2 \leq \delta$ or $\sigma^2 \leq (\sigma^*)^2$.

14. The sparse coefficient estimation: $\mathbf{g} \approx \mathbf{E}(\mathbf{g} | \mathbf{r}; \mathbf{\Gamma}^*, (\sigma^*)^2)$.

15. The distance and angle estimation of target and residual jamming can be obtained by the maximum index of $\mathbf{g}$.

图 2 给出了干扰环境下阵列波束合成后的脉压结果, 可见目标完全淹没在干扰中. 图 3 给出了未进行干扰稀疏重构而直接稀疏恢复的结果, 从图中看出, 稀疏恢复得到的干扰副瓣能量将目标完全淹没, 导致目标信号丢失.

图 4 给出了无电子干扰环境下的稀疏恢复结果, 可见目标淹没在干扰中. 图 5 给出了应用本文方法后的稀疏恢复结果, 可见干扰的剩余成分与目标均被恢复出来. 对比图 3, 干扰抑制比在 30 dB 左右. 由于主瓣拖曳式干扰在时域上占满所有的距离单元, 而目标仅占有 2~3 个距离单元, 因此可容易辨识目标信号, 其结果与仿真参数设置基本一致. 对比图 4 可见应用本文方法后目标信号损失约 2.3 dB. 仿真中对噪底进行了归一化处理, 图 4 和 5 的噪底基本一致, 因此其目标信噪比损失也约为 2.3 dB.

图 2 (网络版彩图) 阵列合成后的脉压结果

Figure 2 (Color online) Pulse pressure result

图 3 (网络版彩图) 不采用抗干扰措施下的稀疏恢复结果. (a) 三维图; (b) 投影图

Figure 3 (Color online) The sparse recovery result without anti-jamming method. (a) 3D plan; (b) horizontal projection

仿真 2: 干扰幅度起伏剧烈的情况.

将干噪比区间设置为 $[25, 40]$ dB 以模拟干扰幅度剧烈起伏环境, 其余条件同仿真 1. 图 6 给出了应用本文方法后的稀疏恢复结果, 可见干扰的剩余成分与目标均被恢复出来, 更进一步可提取目标角度-距离参数, 其结果与仿真参数设置基本一致.

4.2 性能分析

性能分析 1: 稀疏重构精度检测.

仿真条件同仿真 1 一致, 图 7 给出了干扰稀疏幅相重构结果, 其中图 7(a) 为干扰幅度重构结果, 图 7(b) 为干扰相位重构结果, 由图可见, 重构得到的干扰幅度和相位很好地拟合了真实干扰的幅度和相位. 图 8 给出了干扰稀疏幅相重构均方根误差 (root mean square error, RMSE) 曲线, 其中图 8(a)

图 4 (网络版彩图) 无干扰时的稀疏恢复结果. (a) 三维图; (b) 投影图

Figure 4 (Color online) The sparse recovery result without jamming. (a) 3D plan; (b) horizontal projection

图 5 (网络版彩图) 应用本文方法后的稀疏恢复结果. (a) 三维图; (b) 投影图

Figure 5 (Color online) The sparse recovery result with the proposed method. (a) 3D plan; (b) horizontal projection

为干扰幅度重构均方根误差曲线, 图 8(b) 为干扰相位重构均方根误差曲线, 由图可见, 本文方法具有较高的稀疏幅相重构精度。

图 9 给出了干扰幅度起伏剧烈的情况下的干扰稀疏幅相重构结果. 其中图 9(a) 为干扰幅度重构结果, 由图可见, 虽然干扰幅度起伏剧烈, 但是重构得到的干扰幅度依旧很好地拟合上了真实的干扰幅度; 图 9(b) 为干扰相位重构结果, 由图可见, 重构得到的干扰相位很好地拟合了真实干扰的相位. 图 10 给出了干扰稀疏幅相重构精度曲线, 可见新方法在干扰起伏剧烈的环境下依旧具备很高的幅相重构精度, 具有较强的鲁棒性。

性能分析 2: 目标距离 – 角度估计精度检测。

图 11 给出了目标距离 – 角度估计均方根误差曲线, 其横坐标为目标与干扰的夹角, 从 1° 变化到 5° (即从 0.2 个 3 dB 波束宽度变化到 1 个 3 dB 波束宽度), 间隔 0.1° , 纵坐标表示均方根误差, 仿真结果为 100 次 Monte-Carlo 仿真的统计平均. 其中, 图 11(a) 表示目标距离估计均方根误差曲线, 可

图 6 (网络版彩图) 应用本文方法后的稀疏恢复结果 (干扰幅度起伏剧烈环境). (a) 三维图; (b) 投影图

Figure 6 (Color online) The sparse recovery result with the proposed method (jamming amplitude fluctuates sharply). (a) 3D plan; (b) horizontal projection

图 7 (网络版彩图) 干扰稀疏幅相重构. (a) 幅度重构; (b) 相位重构

Figure 7 (Color online) The amplitude and phase of jamming by sparse reconstruction. (a) The amplitude reconstruction; (b) the phase reconstruction

见其结果小于 3 个距离单元, 且随着目标与干扰夹角的增大而减小. 当目标与干扰夹角小于 2.5° (即 0.5 个 3 dB 波束宽度) 时, 目标距离估计均方根误差小于 0.5 个距离单元; 而当目标与干扰夹角小于 3.8° (即 0.76 个 3 dB 波束宽度) 时, 目标距离估计均方根误差基本为 0. 图 11(b) 表示目标 DOA 估计均方根误差曲线, 其结果小于 0.4° , 即 0.08 个 3 dB 波束宽度, 且随着目标与干扰夹角的增大而减小.

假设阵列天线波束指向 0° , 干扰角固定在 -1.25° (即 0.25 个 3 dB 波束宽度), 目标角从 -0.25° 变化到 3.75° , 即目标与干扰的夹角由 1° (0.2 个 3 dB) 变化到 5° (1 个 3 dB 波束宽度), 间隔 0.1° . 图 12 给出了本文方法与文献 [8] 所提方法的目标 DOA 估计精度对比曲线, 其横坐标表示目标角度, 纵坐标表示目标 DOA 估计均方根误差. 可以得到以下两个结论:

(1) 本文方法的目标 DOA 估计精度要高于文献 [8] 所提方法; (2) 目标远离干扰时, 本文方法的目标 DOA 估计精度随之提高, 而文献 [8] 所提方法的目标 DOA 估计精度随之下降.

图 8 (网络版彩图) 干扰稀疏幅相重构均方根误差曲线. (a) 幅度重构均方根误差; (b) 相位重构均方根误差
Figure 8 (Color online) The amplitude and phase RMSE curve of jamming by sparse reconstruction. (a) The amplitude RMSE curve; (b) the phase RMSE curve

图 9 (网络版彩图) 干扰稀疏幅相重构 (干扰幅起伏剧烈环境). (a) 幅度重构; (b) 相位重构
Figure 9 (Color online) The amplitude and phase of jamming by sparse reconstruction (jamming amplitude fluctuates sharply). (a) The amplitude reconstruction; (b) the phase reconstruction

针对上述两个结论给出对应的原因分析:

(1) 本文方法采用的干扰抑制形式与文献 [8] 不同, 其并未将干扰完全抑制, 而是衰减了干扰的大部分能量, 然后利用稀疏恢复方法得到后续的空时二维图, 并根据目标与干扰的特征差异 (时域维所占距离单元数) 来寻找得到目标, 因此本文方法对目标能量的损失将远小于文献 [8] 这类利用空域对消的方法, 其目标 DOA 估计精度要高于文献 [8] 所提方法.

(2) 文献 [8] 所提方法采用了和差对消的方法, 其主通道为和波束, 辅助通道为方位差、俯仰差以及双差波束, 其中心思想是在一维 (如方位) 上进行干扰相消, 在另一维 (如俯仰) 上进行目标 DOA 估计 (采用单脉冲比幅), 其目标 DOA 估计精度随目标角变大而降低的原因在于目标偏离了主波束, 使得目标增益下降. 若目标增益保持不变的话, 其目标 DOA 估计精度也会随着目标角变大而提高. 另

图 10 (网络版彩图) 干扰稀疏幅相重构均方根误差曲线 (干扰幅度起伏剧烈环境). (a) 幅度重构均方根误差; (b) 相位重构均方根误差

Figure 10 (Color online) The amplitude and phase RMSE curve of jamming by sparse reconstruction (jamming amplitude fluctuates sharply). (a) The amplitude RMSE curve; (b) the phase RMSE curve

图 11 (网络版彩图) 目标距离-角度估计均方根误差曲线. (a) 目标距离估计均方根误差曲线; (b) 目标 DOA 估计均方根误差曲线

Figure 11 (Color online) The target range-direction estimation RMSE curve. (a) The target range estimation RMSE curve; (b) the target DOA estimation RMSE curve

一方面, 本文方法并不是在波束域进行处理, 因此不存在这一问题。

特别指出的是, 由图 12 的曲线趋势可见, 当目标十分接近干扰时 (即目标角减小), 本文方法的目标 DOA 估计精度将低于文献 [8] 所提方法, 甚至无法得到目标。其原因在于本文方法是针对线阵所采取的主瓣干扰对抗方法, 其不具备文献 [8] 所提方法应用于面阵上的优势, 因此当目标接近干扰时, 本文方法的目标 DOA 估计精度将低于文献 [8] 所提方法, 甚至方法失效, 而文献 [8] 方法还是能够在另外一维 (方位或者俯仰) 上进行目标 DOA 估计。这也是本文后续需要努力的方向, 将其应用于面阵, 消除目前固有的弱点。

图 12 (网络版彩图) 目标角度估计均方根误差曲线

Figure 12 (Color online) The target range estimation mean square error curve

5 结论

主瓣干扰抑制是当前雷达领域的难点问题之一. 对此, 本文结合稀疏恢复的思想给出了一种抗主瓣干扰的新思路, 提出了一种基于稀疏重构的主瓣拖曳式干扰抑制方法. 新方法利用 OMP 算法重构干扰的幅度、相位和角度, 再利用阵列接收数据减去稀疏重构得到干扰估计值来对消主瓣拖曳式干扰, 进而大幅削弱干扰能量, 而不对目标信号造成损失, 然后采用 SBL 算法分辨目标与干扰剩余, 最终提取目标的距离、角度信息. 仿真实验验证了新方法可有效提取目标角度-距离联合参数, 并且在干扰幅度起伏剧烈的情况具有较强的鲁棒性. 另外, 本文所提方法具备高精度的稀疏重构性能和目标距离-角度估计精度. 特别指出, 本文针对主瓣拖曳式干扰类型为压制式干扰, 当干扰为欺骗式干扰时, 其能量与目标回波相近, 此时无需进行干扰幅相重构, 可直接进行稀疏恢复得到空时二维恢复图, 再对目标和干扰在时域上的特征差异 (即一个周重复周期内, 目标回波一般仅占有若干个距离单元, 而欺骗式干扰则因多个脉冲而占据大量的距离单元) 进行区分.

参考文献

- 1 Applebaum S P. Adaptive arrays. IEEE Trans Antenn Propag, 1976, 24: 585-598
- 2 Jablon N K. Adaptive beamforming with the generalized sidelobe canceller in the presence of array imperfections. IEEE Trans Antenn Propag, 1986, 34: 996-1012
- 3 Shan T J, Kailath T. Adaptive beamforming for coherent signals and interference. IEEE Trans Acoust Speech Signal Process, 1985, 33: 527-536
- 4 Sun X D, Li X J, Liang Z Y. Survey on the development of towed decoy and its countermeasure technology. Aerosp Electron Warfare, 2015, 31: 54-59 [孙希东, 李晓江, 梁智勇. 拖曳式诱饵及其对抗技术发展综述. 航天电子对抗, 2015, 31: 54-59]
- 5 Ji X L. Research on towed decoy jamming mechanism. Dissertation for Master Degree. Xi'an: Xidian University, 2010 [姬晓琳. 拖曳式诱饵干扰机理研究. 硕士学位论文. 西安: 西安电子科技大学, 2010]
- 6 Applebaum S P, Wasiewicz R. Main Beam Jammer Cancellation for Monopulse Sensors. Final Technical Report DTIC RADC-TR-86-267, 1984
- 7 Yu K B, Murrow D J. Adaptive digital beamforming for angle estimation in jamming. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 2001, 37: 508-523

- 8 Yu K B, Murrow D J. Combining sidelobe canceller and mainlobe canceller for adaptive monopulse radar processing. US Patent 6867726, B1 2005
- 9 Zhou B L, Li R F, Dai L Y, et al. Adaptive monopulse algorithm based on combining four-channel sum-difference beam and auxiliary elements. *Syst Eng Electron*, 2017, 39: 1905–1914 [周必雷, 李荣锋, 戴凌燕, 等. 和差四通道及辅助阵元联合自适应单脉冲方法. *系统工程与电子技术*, 2017, 39: 1905–1914]
- 10 Li R F, Rao C, Dai L Y, et al. Combining sum-difference and auxiliary beams for adaptive monopulse in jamming. *J Syst Eng Electron*, 2013, 24: 372–381
- 11 Dai H Y, Li Y Z, Liu Y, et al. Novel research on main-lobe jamming polarization suppression technology. *Sci Sin Inform*, 2012, 42: 460–468 [戴幻尧, 李永祯, 刘勇, 等. 主瓣干扰极化抑制的新方法. *中国科学: 信息科学*, 2012, 42: 460–468]
- 12 Dai H Y, Wang X S, Li Y Z, et al. Main-lobe jamming suppression method of using spatial polarization characteristics of antennas. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2012, 48: 2167–2179
- 13 Wang F, Lei Z Y, Li J. Mainlobe jamming suppression using orthogonal virtual polarization. *J China Academy Electron Inf Tech*, 2013, 8: 53–55 [王峰, 雷志勇, 李婧. 一种自适应正交虚拟极化抗主瓣干扰方法研究. *中国电子科学研究院学报*, 2013, 8: 53–55]
- 14 Zhang X D, Bao Z. Blind source separation. *ACTA Electron Sin*, 2001, 29: 1766–1771 [张贤达, 保铮. 盲信号分离. *电子学报*, 2001, 29: 1766–1771]
- 15 Wang J M, Wu G X, Zhou W G. A study on radar mainlobe jamming suppression based on blind source separation algorithm. *Modern Radar*, 2010, 32: 46–49 [王建明, 伍光新, 周伟光. 盲分离在雷达抗主瓣干扰中的应用研究. *现代雷达*, 2010, 32: 46–49]
- 16 Ding L M, Li R F, Wang Y L, et al. Discrimination and identification between mainlobe repeater jamming and target echo by basis pursuit. *IET Radar Sonar Navigation*, 2017, 11: 11–20
- 17 Ding L M, Li R F, Dai L Y, et al. Discrimination and identification between mainlobe repeater jamming and target echo via sparse recovery. *IET Radar Sonar Navigation*, 2017, 11: 235–242
- 18 Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *J Mach Learn Res*, 2001, 1: 211–244

A sparse reconstruction algorithm for mainlobe towed jamming suppression

Bilei ZHOU, Rongfeng LI, Keqing DUAN, Yongliang WANG*, Weijian LIU & Fengbo CHEN

Department of Early Warning Technology, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China

* Corresponding author. E-mail: ylwangkjld@163.com

Abstract Herein, a sparse reconstruction algorithm for near-mainlobe jamming suppression is proposed, which effectively suppresses mainlobe towed jamming (MTJ) and extracts the distance and direction of the target. First, the orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm is adopted to estimate the MTJ information containing direction, amplitude, and phase, and then the jamming reconstruction is obtained. Second, MTJ can be suppressed when the received signal is eliminated and the jamming is reconstructed. Third, sparse Bayesian learning is employed to obtain the information on the target and jamming residue, such as direction and distance. Usually, the target only occupies 2 or 3 range units in a certain direction, whereas the jamming occupies all range units in a certain direction. Hence, the target and jamming residue can be distinguished by this priori knowledge, thereby obtaining target information.

Keywords mainlobe towed jamming, MTJ, sparse reconstruction, radar signal processing, anti-jamming

Bilei ZHOU was born in 1988. He received his M.S. degree in information and communication engineering from the Air Force Early Warning Academy, Wuhan, in 2014. He is currently a Ph.D. candidate at the Air Force Early Warning Academy. His research interests include radar signal processing and array signal processing.

Rongfeng LI was born in 1971. He received his Ph.D. degree in electromagnetic field and microwave technology from the Air Force Early Warning Academy, Wuhan, in 2002. He is currently a professor and doctoral supervisor at the Air Force Early Warning Academy. His major research interests include radar signal processing, array signal processing, and space-time adaptive processing.

Keqing DUAN was born in 1981. He received his Ph.D. degree in information and communication engineering from the National University of Defense Technology, Changsha, in 2010. He is currently a lecturer at the Air Force Early Warning Academy. His major research interests include radar signal processing, array signal processing, and space-time adaptive processing.

Yongliang WANG is a member of the Chinese Academy of Sciences. He was born in 1965. He received his Ph.D. degree in information and communication engineering from Xidian University, Xian, in 1994. He is currently a professor and doctoral supervisor at the Air Force Early Warning Academy. His major research interests include radar signal processing, radar system design, array signal processing, and space-time adaptive processing.