



一种强主瓣压制干扰环境下的雷达目标距离–角度联合稀疏估计方法

周必雷, 段克清, 李荣锋, 王永良*, 戴凌燕, 陈风波

空军预警学院预警技术系, 武汉 430019

* 通信作者. E-mail: ylwangkjd@163.com

收稿日期: 2018-02-12; 接受日期: 2018-04-28; 网络出版日期: 2018-11-27

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

摘要 提出了一种强主瓣压制干扰环境下的雷达目标距离–角度联合稀疏估计方法, 目的在于有效抑制多个强主瓣压制干扰, 同时提取目标的距离和空间角度信息. 新方法首先将雷达天线面阵的每一行(列)接收数据进行空域自适应处理, 可在一维上有效抑制多个强主瓣压制干扰, 并保留另一维的目标角度信息, 然后利用基于稀疏 Bayes 学习的距离–角度联合估计算法提取目标的距离和俯仰角(方位角)信息. 新方法在系统幅相误差及频带误差所带来的干扰抑制剩余情况下同样有效, 具有较强的鲁棒性. 最后, 通过性能分析给出了新方法对于干扰与目标之间夹角、目标信噪比的适用条件.

关键词 主瓣压制干扰, 空域自适应处理, 稀疏 Bayes 学习, 雷达, 抗干扰

1 引言

众所周知, 雷达是信息获取的源头, 在现代信息化战争中具有举足轻重的作用. 但是, 各种电子干扰导致雷达“看不清、看不远、看不见”, 严重制约了武器系统的效能发挥. 以干扰进入雷达接收波束的主、副瓣情况进行分类, 可以将其分为主瓣干扰和副瓣干扰. 针对副瓣干扰, 目前已经具备相对成熟的对抗措施, 比如副瓣对消、副瓣匿影、低副瓣/超低副瓣、频率捷变等技术. 然而, 如何有效对抗主瓣干扰并提取目标参数信息是当前雷达对抗领域的难点问题之一, 急需探寻新的对抗理论与技术.

主瓣干扰可以分为两类, 分别是自卫式干扰和目标伴随干扰. 自卫式干扰和目标在同一方向, 比如目标机携带的干扰吊舱所施放的干扰; 而目标伴随干扰和目标不在同一方向, 但也是从雷达接收天线主瓣进入, 比如和目标机编队飞行的随队干扰机、弹道导弹伴飞的弹载干扰机所施放的干扰等. 本文针对如何对抗目标伴随压制类干扰并有效测角展开研究工作, 为方便描述, 下文称“目标伴随压制类干扰”为“主瓣干扰”. 在空域抗主瓣干扰方面, 自适应数字波束形成 (adaptive digital beam forming, ADBF) 技术^[1] 存在主瓣波束分裂畸变、指向偏移、副瓣电平抬高等问题, 从而导致测角精度下降、雷

引用格式: 周必雷, 段克清, 李荣锋, 等. 一种强主瓣压制干扰环境下的雷达目标距离–角度联合稀疏估计方法. 中国科学: 信息科学, 2018, 48: 1634–1650, doi: 10.1360/N112018-00033
Zhou B L, Duan K Q, Li R F, et al. A sparse estimation algorithm for the radar target range-direction under strong mainlobe jamming conditions (in Chinese). Sci Sin Inform, 2018, 48: 1634–1650, doi: 10.1360/N112018-00033

达虚警率上升以及目标信号损失,尤其是当目标与主瓣干扰的夹角过小或者存在多个主瓣干扰时,目标信号损失更加严重.和差主瓣干扰相消器(mainbeam jamming cancellation, MLC)^[2]是一种对抗主瓣干扰比较有效的手段,其思想与副瓣对消一致,区别在于MLC将差波束作为辅助通道来进行干扰对消,但该方法只有两个自由度(即和波束与差波束),因此无法同时对抗副瓣干扰.针对文献[2]中存在的问题,Yu^[3]将ADBF和MLC进行级联,实现了主、副瓣干扰的分步抑制,但是文献[2,3]还没有涉及干扰抑制之后的目标到达角(direction of arrival, DOA)估计问题.自适应单脉冲约束类方法^[4,5]是为了解决主瓣干扰环境下自适应单脉冲曲线畸变问题,方法首先对和差波束同时进行自适应处理来抑制主瓣干扰,然后对自适应单脉冲曲线施加约束(通常在线性区和非线性区各取两个约束点),最后进行目标DOA估计,但是增加约束条件势必损失自由度,而且这类方法在主瓣干扰附近区域目标DOA估计精度较低.和差波束联合辅助通道类方法^[6,7]的中心思想是在一维(俯仰或方位)上进行干扰抑制同时保证另一维(方位或俯仰)上的和、差波束不畸变,从而使得自适应单脉冲曲线很好地拟合静态单脉冲曲线,这类方法可以在抑制主、副瓣干扰的同时具备较好的目标DOA估计性能,其中文献[6]的辅助通道为指向副瓣干扰的波束,因此需要预先估计副瓣干扰位置,文献[7]的辅助通道为阵列全向阵元,因此避免了文献[6]中必须面临的问题.另一方面,方法[6,7]存在一个共性问题,即无法对抗多个主瓣干扰,原因在于辅助通道的自由度是用来对消副瓣干扰的,而用于对消主瓣干扰以及DOA估计的自由度一共有4个(即和差四通道),其中2个自由度用来对消1个主瓣干扰,另外2个自由度进行目标DOA估计.在时域抗主瓣干扰方面,幅相重构^[8]可应用于抑制主瓣干扰,主要针对的干扰类型是强主瓣压制干扰,由于干扰能量远远大于目标回波能量,因此在进行干扰幅相重构时可以忽略目标信号,最后利用接收信号直接减去重构得到的干扰信号以达到干扰抑制的目的,但是这类方法要求干扰能量很强且模值起伏比较稳定,因此该模型不够符合真实的战场干扰环境.在极化域抗主瓣干扰方面^[9~12],其中心思想是依据目标回波与干扰之间的信号极化差异性,采用最大信干噪比准则优化天线收发极化方式,通常采用极化双通道旋转方法来抑制主瓣干扰,但存在成本过高、工程不易实现的问题.当前,盲源分离技术^[13]有望从信号分离的角度对抗多个主瓣干扰,其中心思想是利用各信源(包含目标和干扰)之间的统计独立性或者不相关性,采用相应的优化算法(如批处理和自适应算法等)对各信源进行分离,此时分离的信号存在幅度及次序的不确定性,但是通过后处理的脉压处理或者目标鉴别手段可以有效提取目标信号,然而盲源分离技术目前还无法解决主瓣干扰环境下的目标角度估计问题,这应该是后续盲分离算法应用于抗主瓣干扰的重要方向.

近年来,稀疏恢复类的方法在雷达信号处理领域是一个热门,其主要分为3大类,分别是贪婪类算法^[14~16]、凸优化算法^[17],以及稀疏Bayes类算法^[18~20],这3大类算法在运算量、全局优化,以及先验知识方面各有优、劣势,目前主要应用在雷达目标成像和DOA估计方面,还很少涉及雷达主瓣干扰抑制方向.本课题组前期采用了凸优化类算法开展了主瓣转发式欺骗干扰抑制的研究工作^[21,22],其核心思想是通过构造空时联合原子库来恢复目标和转发式欺骗干扰,并在时域维上鉴别目标和干扰,但这种方法在强主瓣干扰环境下会失效,原因在于干扰能量太强,导致稀疏恢复得到的干扰副瓣电平远高于目标回波信号的能量,因此无法提取目标参数信息.对此,本文考虑到空域自适应处理具备干扰抑制的优势,且信源在空域具有稀疏性,因此本文联合空域自适应处理与稀疏Bayes类算法来对抗多个主瓣干扰,并有效估计目标的距离和空间角度信息.

2 信号模型

下面给出雷达信号处理领域典型的信号模型,考虑 $N_1 \times N_2$ 矩形面阵,模型如图1所示.在 x 和

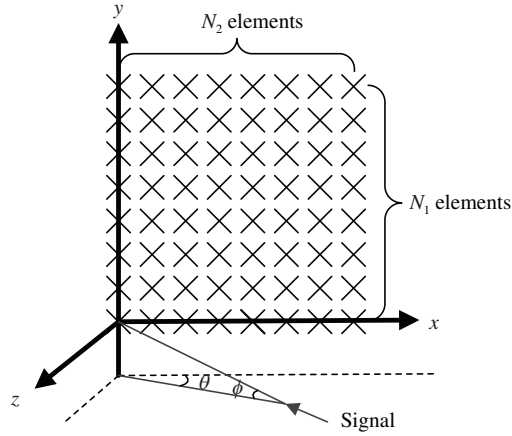


图 1 面阵模型
Figure 1 Array model

y 方向的阵元间距均为 d , θ 和 ϕ , 分别表示入射信号的方位角、俯仰角, 发射信号波长为 λ , 阵列波束指向为 (θ_0, ϕ_0) . 环境中存在 1 个目标 $s_0(n)$, 位于 (θ_0, ϕ_0) , M 个主瓣干扰 $s_m(n)$, $m = 1, 2, \dots, M$, 位于 (θ_m, ϕ_m) , 噪声为 Gauss 白噪声, 并假设噪声与信源互不相关.

阵列接收信号可以表示为

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{v}(n) \in \mathbb{C}^{(N_1 \times N_2) \times 1}, \quad (1)$$

其中,

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

符号 $(\cdot)^T$ 表示转置运算.

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_0, \phi_0), \mathbf{a}(\theta_1, \phi_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_m, \phi_m), \dots, \mathbf{a}(\theta_M, \phi_M)] \in \mathbb{C}^{(N_1 \times N_2) \times (M+1)} \quad (3)$$

为阵列流形矩阵, 包含目标和干扰的空间位置信息, $\mathbf{v}(n)$ 为 Gauss 白噪声. 其中,

$$\mathbf{a}(\theta_m, \phi_m) = \mathbf{a}(\phi_m) \otimes \mathbf{a}(\theta_m), \quad (4)$$

符号 “ \otimes ” 为 Kronecker 积.

$$\mathbf{a}(\phi_m) = [1, \exp(-j\alpha_m), \exp(-j2\alpha_m), \dots, \exp(-j(N_1 - 1)\alpha_m)]^T \quad (5)$$

表示阵列俯仰维导向矢量, 其中, $\alpha_m = 2\pi d \sin \phi_m / \lambda$,

$$\mathbf{a}(\theta_m) = [1, \exp(-j\beta_m), \exp(-j2\beta_m), \dots, \exp(-j(N_2 - 1)\beta_m)]^T \quad (6)$$

表示阵列方位维导向矢量, 其中, $\beta_m = 2\pi d \cos \theta_m \cos \phi_m / \lambda$. 将阵列接收信号矢量转化为矩阵形式表达

$$\mathbf{X}(n) = [\text{reshape}\{\mathbf{x}(n), N_2, N_1\}]^T \in \mathbb{C}^{N_1 \times N_2}, \quad (7)$$

其中, $\text{reshape}\{\mathbf{k}, n_2, n_1\}$ 表示矢量 \mathbf{k} 转化为 $n_2 \times n_1$ 维矩阵. 同理, 噪声矢量 $\mathbf{v}(n)$ 的矩阵形式 $\mathbf{V}(n)$ 可以表示为

$$\mathbf{V}(n) = [\text{reshape}\{\mathbf{v}(n), N_2, N_1\}]^T \in \mathbb{C}^{N_1 \times N_2}. \quad (8)$$

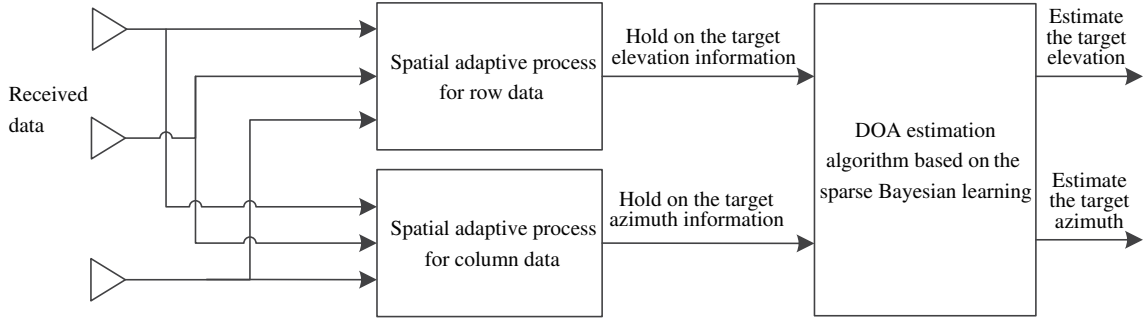


图 2 新方法原理示意图

Figure 2 The diagram of the new algorithm

3 算法原理

新方法的原理如图 2 所示. 总体思路可以分为两个部分, 首先是对阵列接收数据按行(列)进行空域自适应干扰对消处理, 可以在方位维(俯仰维)对干扰进行抑制, 保留目标的俯仰角(方位角)信息; 其次是对这些自适应输出进行稀疏 Bayes 估计, 提取目标的距离和空间角信息. 新方法在存在幅相误差及频带误差情况下依旧有效.

3.1 算法具体实现

3.1.1 空域按行(列)自适应干扰相消

假设 $\mathbf{Z}(n)$ 表示不包含目标信号的样本数据, $\mathbf{Z}_{r.}(n) \in \mathbb{C}^{N_2 \times 1}$, $r \in \{1, 2, \dots, N_1\}$ 表示 $\mathbf{Z}(n)$ 的第 r 行数据, 以列矢量形式表示

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_{r.}(n) &= [\exp(-j(r-1)\alpha_1)\mathbf{a}(\theta_1), \dots, \exp(-j(r-1)\alpha_M)\mathbf{a}(\theta_M)] [s_1(n), \dots, s_M(n)]^T + \mathbf{V}_{r.}(n) \\ &= \exp(-j(r-1)\alpha_1)s_1(n)\mathbf{a}(\theta_1) + \dots + \exp(-j(r-1)\alpha_M)s_M(n)\mathbf{a}(\theta_M) + \mathbf{V}_{r.}(n). \end{aligned} \quad (9)$$

$\mathbf{Z}_{.c}(n) \in \mathbb{C}^{N_1 \times 1}$, $c \in \{1, 2, \dots, N_2\}$ 表示 $\mathbf{Z}(n)$ 的第 c 列数据, 以列矢量形式表示

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_{.c}(n) &= [\exp(-j(c-1)\beta_1)\mathbf{a}(\phi_1), \dots, \exp(-j(c-1)\beta_M)\mathbf{a}(\phi_m)] [s_1(n), \dots, s_M(n)]^T + \mathbf{V}_{.c}(n) \\ &= \exp(-j(c-1)\beta_1)s_1(n)\mathbf{a}(\phi_1) + \dots + \exp(-j(c-1)\beta_M)s_M(n)\mathbf{a}(\phi_m) + \mathbf{V}_{.c}(n). \end{aligned} \quad (10)$$

下面以按行自适应处理为例, 对接收数据的每一行进行自适应处理, 求得 $\mathbf{X}_{r.}(n)$ 的自适应权矢量^[1]为

$$\mathbf{w}_{\mathbf{X}_{r.}} = \mathbf{R}_{\mathbf{Z}_{r.}}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0), \quad (11)$$

其中,

$$\mathbf{R}_{\mathbf{Z}_{r.}} = \mathbb{E}[\mathbf{Z}_{r.}\mathbf{Z}_{r.}^H] = \sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1)\mathbf{a}^H(\theta_1) + \dots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M)\mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_2}, \quad (12)$$

\mathbf{I}_{N_2} 是 $N_2 \times N_2$ 维单位矩阵, 阵列的第 r 行自适应处理输出为

$$\begin{aligned} y_{r.}(n) &= \mathbf{w}_{\mathbf{X}_{r.}}^H \mathbf{X}_{r.} = \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1)\mathbf{a}^H(\theta_1) + \dots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M)\mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_2})^{-1} \mathbf{a}(\theta_0) \right]^H \mathbf{X}_{r.} \\ &= \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1)\mathbf{a}^H(\theta_1) + \dots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M)\mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_2})^{-1} \mathbf{a}(\theta_0) \right]^H \end{aligned}$$

$$\cdot [\exp(-j(r-1)\alpha_0)s_0(n)\mathbf{a}(\theta_0) + \cdots + \exp(-j(r-1)\alpha_M)s_M(n)\mathbf{a}(\theta_M) + \mathbf{V}_r(n)]. \quad (13)$$

由于自适应权矢量 $\mathbf{w}_{\mathbf{X}_r}$ 求取的目的在于对消干扰, 即

$$\mathbf{w}_{\mathbf{X}_r}^H [\exp(-j(r-1)\alpha_1)s_1(n)\mathbf{a}(\theta_1) + \cdots + \exp(-j(r-1)\alpha_M)s_M(n)\mathbf{a}(\theta_M)] \approx 0. \quad (14)$$

则有

$$\begin{aligned} y_r(n) &\approx \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1) \mathbf{a}^H(\theta_1) + \cdots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M) \mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_2})^{-1} \mathbf{a}(\theta_0) \right]^H \\ &\quad \cdot [\exp(-j(r-1)\alpha_0)s_0(n)\mathbf{a}(\theta_0) + \mathbf{V}_r(n)] \\ &= \exp(-j(r-1)\alpha_0) \mathbf{a}^H(\theta_0) \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1) \mathbf{a}^H(\theta_1) + \cdots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M) \mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_2})^{-1} \right]^H \\ &\quad \cdot \mathbf{a}(\theta_0) s_0(n) + \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1) \mathbf{a}^H(\theta_1) + \cdots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M) \mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{a}(\theta_0) \right]^H \mathbf{V}_r(n) \\ &= \exp(-j(r-1)\alpha_0) \mathbf{a}^H(\theta_0) \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1) \mathbf{a}^H(\theta_1) + \cdots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M) \mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_2})^{-1} \right]^H \\ &\quad \cdot \mathbf{a}(\theta_0) s_0(n) + v_r(n) \\ &= \exp(-j(r-1)\alpha_0) p s_0(n) + v_r(n), \end{aligned} \quad (15)$$

其中,

$$p = \mathbf{a}^H(\theta_0) \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\theta_1) \mathbf{a}^H(\theta_1) + \cdots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\theta_M) \mathbf{a}^H(\theta_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_2})^{-1} \right]^H \mathbf{a}(\theta_0). \quad (16)$$

因此, 俯仰维 N_1 路自适应输出 $\mathbf{r}(n)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{r}(n) &= [y_{1.}(n), y_{2.}(n), \dots, y_{N_1.}(n)]^T \\ &= [1, \exp(-j\alpha_0), \dots, \exp(-j(N_1-1)\alpha_0)]^T p s_0(n) + \mathbf{v}_r(n) \\ &= \mathbf{a}(\phi_0) p s_0(n) + \mathbf{v}_r(n), \end{aligned} \quad (17)$$

其中,

$$\mathbf{v}_r(n) = [v_{1.}(n), v_{2.}(n), \dots, v_{N_1.}(n)]^T. \quad (18)$$

可见, 在进行方位维自适应处理的过程中, 保留了目标信号在俯仰维的相位信息 $\mathbf{a}(\phi_0)$.

同理, 可以得到方位维 N_2 路自适应输出 $\mathbf{c}(n)$ 为

$$\begin{aligned} \mathbf{c}(n) &= [y_{.1}(n), y_{.2}(n), \dots, y_{.N_2}(n)]^T \\ &= [1, \exp(-j\beta_0), \dots, \exp(-j(N_2-1)\beta_0)]^T q s_0(n) + \mathbf{v}_c(n) \\ &= \mathbf{a}(\theta_0) q s_0(n) + \mathbf{v}_c(n), \end{aligned} \quad (19)$$

其中,

$$q = \mathbf{a}^H(\phi_0) \left[(\sigma_{S_1}^2 \mathbf{a}(\phi_1) \mathbf{a}^H(\phi_1) + \cdots + \sigma_{S_M}^2 \mathbf{a}(\phi_M) \mathbf{a}^H(\phi_M) + \sigma_V^2 \mathbf{I}_{N_1})^{-1} \right]^H \mathbf{a}(\phi_0), \quad (20)$$

$$\mathbf{v}_c(n) = [v_{.1}(n), v_{.2}(n), \dots, v_{.N_2}(n)]^T. \quad (21)$$

可见, 在进行俯仰维自适应处理的过程中, 保留了目标信号在方位维的相位信息 $\mathbf{a}(\theta_0)$. 因此, 式 (17) 与 (19) 为 3.1.2 小节中提出的基于多样本稀疏 Bayes 学习的距离-角度联合估计提供理论基础.

3.1.2 基于多样本稀疏 Bayes 学习的目标距离 – 角度联合估计

利用多样本观测数据估计当前时刻的目标角度, 在时域维上进行滑窗连续稀疏恢复不同时刻的目标角度, 因此可以得到目标的距离 – 角度联合稀疏恢复. 以目标俯仰角估计为例, 根据式 (17), $\mathbf{r}(n)$ 表示 n 时刻的观测信号, $\mathbf{a}(\phi_0)$ 包含目标信号 $s_0(n)$ 的俯仰角信息, 可以用稀疏表达为

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{a}(\phi_0)^T p s_0(n) + \mathbf{v}_r(n) = \varphi \omega(n) + \mathbf{v}_r(n), \quad (22)$$

其中, $\varphi \in \mathbb{C}^{N_1 \times L}$ 表示俯仰角度原子库, L 表示原子数量, $\omega \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示稀疏系数. 常规稀疏表达的目标函数为

$$\omega_{\text{opt}}(\lambda) = \arg \min_{\omega} (\|\mathbf{r} - \varphi \omega\|_2^2 + \lambda d(\omega)), \quad (23)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数, $d(\omega)$ 表示 $\omega(n)$ 的 l_0 范数, 通常用 l_1 范数或 l_2 范数来近似, λ 是一个正的 Lagrange 常数因子, 用来均衡稀疏恢复的估计质量和稀疏度.

稀疏 Bayes 学习最早是由 Tipping 提出^[20], 其中心思想是基于经验 Bayes 原理, 具体表现为将常规稀疏表达的目标函数 (23) 转化为稀疏 Bayes 表达的目标函数

$$\omega_{\text{opt}} = \arg \max_{\omega} p(\omega | \mathbf{r}), \quad (24)$$

其中, $p(\omega | \mathbf{r})$ 表示 ω 的后验概率分布.

下面给出式 (23) 到 (24) 的转化过程.

对式 (23) 等号右侧的 $(\|\mathbf{r} - \varphi \omega\|_2^2 + \lambda d(\omega))$ 取 $\exp[-(\cdot)]$, 则式 (23) 可以重新表示为

$$\omega_{\text{opt}}(\lambda) = \arg \max_{\omega} \{ \exp(-\|\mathbf{r} - \varphi \omega\|_2^2) \cdot (\exp(-d(\omega)))^\lambda \}. \quad (25)$$

对于式 (25) 中 $(\exp(-d(\omega)))^\lambda$ 这一项, 由于 λ 是一个正的 Lagrange 常数因子, 因此 $(\exp(-d(\omega)))^\lambda$ 可以等效为 $\exp(-d(\omega))$. 而 $d(\omega)$ 表示 $\omega(n)$ 的 l_0 范数, 这里用 l_2 范数来近似, 则 $\exp(-d(\omega))$ 可以等效为 $\exp(-\|\omega\|_2)$. 根据经验 Bayes 原理, 稀疏系数 ω 服从零均值复 Gauss 分布, 因此 $\exp(-\|\omega\|_2)$ 可以等效为 ω 的先验分布 $p(\omega)$, 如图 3 所示. 综上所述, $(\exp(-d(\omega)))^\lambda$ 可以等效为 $p(\omega)$, 即

$$(\exp(-d(\omega)))^\lambda \propto p(\omega). \quad (26)$$

同理, 对于式 (25) 中 $\exp(-\|\mathbf{r} - \varphi \omega\|_2^2)$ 这一项, 而 \mathbf{r} 服从均值为 $\varphi \omega$ 的复 Gauss 分布, 则 $\exp(-\|\mathbf{r} - \varphi \omega\|_2^2)$ 可以等效为似然函数 $p(\mathbf{r} | \omega)$, 即

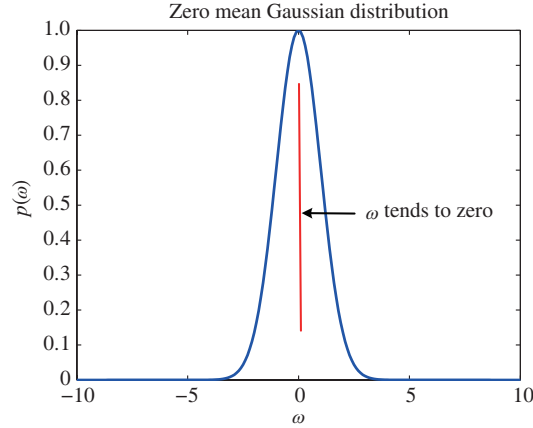
$$\exp(-\|\mathbf{r} - \varphi \omega\|_2^2) \propto p(\mathbf{r} | \omega). \quad (27)$$

联合式 (26) 和 (27) 有

$$\exp(-\|\mathbf{r} - \varphi \omega\|_2^2) \cdot (\exp(-d(\omega)))^\lambda \propto p(\omega) p(\mathbf{r} | \omega). \quad (28)$$

因此, 式 (23) 等价于

$$\omega_{\text{opt}} = \arg \max_{\omega} p(\omega) p(\mathbf{r} | \omega) = \arg \max_{\omega} \frac{p(\omega) p(\mathbf{r} | \omega)}{p(\mathbf{r})} = \arg \max_{\omega} p(\omega | \mathbf{r}), \quad (29)$$

图 3 (网络版彩图) ω 的先验分布 $p(\omega)$ Figure 3 (Color online) The prior distribution $p(\omega)$

即式 (24), 证毕. 接下来针对目标函数 (29) 展开研究工作. 假设观测噪声为复 Gauss 白噪声, 则式 (22) 观测模型的似然函数可以表示为

$$p(\mathbf{r}|\omega; \sigma^2) = (\pi\sigma^2)^{-N_1 K} \exp\left(-\sigma^{-2} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{r}^{(k)} - \varphi\omega^{(k)}\|_2^2\right), \quad (30)$$

其中, K 表示观测样本训练数, $\mathbf{r}^{(k)}$ 表示 \mathbf{r} 的第 k 列样本, 对应的稀疏系数为 $\omega^{(k)}$, σ^2 为噪声方差, 它在 Bayes 推理中称为超参数, 是未知的. 假设 ω 的各列服从零均值复 Gauss 分布:

$$\omega^{(k)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{\Gamma}), \quad (31)$$

其中, $\mathbf{0} \in \mathbb{C}^{N_1 \times 1}$ 为零矢量, $\mathbf{\Gamma} = \text{diag}(\gamma)$, $\gamma = [\gamma_1, \dots, \gamma_L]^T$ 表示各稀疏系数在不同角度的方差, 在 Bayes 推理中也称为超参数. 因此, 可以得到 ω 的先验分布为

$$p(\omega; \mathbf{\Gamma}) = \pi^{-LK} \mathbf{\Gamma}^{-K} \exp\left(-\sum_{k=1}^K \omega^{(k)H} \mathbf{\Gamma}^{-1} \omega^{(k)}\right). \quad (32)$$

联合式 (30) (似然函数) 和式 (32) (先验分布), 可以推导得到 ω 的后验概率分布为

$$p(\omega|\mathbf{r}; \mathbf{\Gamma}, \sigma^2) = \frac{p(\mathbf{r}, \omega; \mathbf{\Gamma}, \sigma^2)}{\int p(\mathbf{r}, \omega; \mathbf{\Gamma}, \sigma^2) d\omega} = \frac{p(\mathbf{r}|\omega; \sigma^2) p(\omega; \mathbf{\Gamma})}{\int p(\mathbf{r}|\omega; \sigma^2) p(\omega; \mathbf{\Gamma}) d\omega}. \quad (33)$$

对于 DOA 估计问题, 就是要得到 ω 中非零元素的索引, 而式 (32) 中的方差 $\mathbf{\Gamma}$ 恰好是信号能量的度量, 也是稀疏度的体现. 因此, $\mathbf{\Gamma}$ 的稀疏性和稀疏系数 ω 的稀疏性是一致的, 只要得到了 $\mathbf{\Gamma}$ 的估计, 根据 $\mathbf{\Gamma}$ 非零元素的索引就可以确定 ω 中非零元素的索引, 进而找到原子库 φ 中对应目标信号角度的原子, 从而可以得到目标的俯仰角估计. 因此, DOA 估计问题就转化为 $\mathbf{\Gamma}$ 的估计问题. 式 (33) 中含有超参数 $\mathbf{\Gamma}$ 和 σ^2 , 需要将 $\mathbf{\Gamma}$ 和 σ^2 的最大似然估计代入式 (33) 中, 作为一种近似即可, 而不需要引入 $\mathbf{\Gamma}$ 和 σ^2 的先验分布再对其积分. 接下来讨论 $\mathbf{\Gamma}$ 和 σ^2 的最大似然估计问题.

本文采用期望最大化 (expectation maximization, EM) 算法估计 $\mathbf{\Gamma}$ 和 σ^2 . EM 方法是统计学领域中经典的参数估计方法, 采用不断迭代更新的方式来修正似然估计, 以期得到最优估计. 根据 EM 参数估计原理, 首先将 ω 看成隐变量, (\mathbf{r}, ω) 构成完备数据; 其次通过期望步 (E-step) 来计算已知 $\mathbf{\Gamma}$

和 σ^2 情况下稀疏系数 ω 的后验分布; 然后在最大化步 (M-step) 分别计算在已知稀疏系数 ω 的后验分布下的超参数值; 最后将 E-step 和 M-step 反复迭代直至满足预设收敛条件.

在 E-step 中, 假设第 f 步的 $\mathbf{\Gamma}_f$ 和 σ_f^2 已知, 可以根据式 (33) 计算得到稀疏系数 ω_{f+1} 的后验分布为

$$\begin{aligned} p(\omega_{f+1} | \mathbf{r}; \mathbf{\Gamma}_f, \sigma_f^2) &= \frac{p(\mathbf{r} | \omega_{f+1}; \sigma^2) p(\omega_{f+1}; \mathbf{\Gamma}_f)}{\int p(\mathbf{r} | \omega_{f+1}; \sigma^2) p(\omega_{f+1}; \mathbf{\Gamma}_f) d\omega_{f+1}} \\ &= \pi^{-LK} |\mathbf{D}_{f+1}|^{-L} \exp \left(\sum_{k=1}^K -(\omega_{f+1}^{(k)} - \mu_{f+1}^{(k)})^H \mathbf{D}_{f+1}^{-1} (\omega_{f+1}^{(k)} - \mu_{f+1}^{(k)}) \right), \end{aligned} \quad (34)$$

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

$$\mathbf{D}_{f+1} = \mathbf{\Gamma}_f - \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H (\sigma_f^2 \mathbf{I} + \varphi \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H)^{-1} \varphi \mathbf{\Gamma}_f, \quad (35)$$

$\mu_{f+1}^{(k)}$ 为第 $f+1$ 步 \mathbf{r} 的均值向量:

$$\mu_{f+1}^{(k)} = \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H (\sigma_f^2 \mathbf{I} + \varphi \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H)^{-1} \mathbf{r}^{(k)}. \quad (36)$$

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

$$[\gamma_{f+1}, \sigma_{f+1}^2] = \arg \max_{\mathbf{\Gamma}, \sigma^2} E[\ln p(\mathbf{r}, \omega_{f+1}; \mathbf{\Gamma}_f, \sigma_f^2)], \quad (37)$$

可以得到

$$\gamma_{l,f+1} = \frac{1}{K} \left\| \mu_{l,f+1}^{(k)} \right\|_2^2 + \mathbf{D}_{l,f+1}, \quad (38)$$

$$\sigma_{f+1}^2 = \frac{\frac{1}{K} \|\mathbf{r} - \varphi \omega_{f+1}\|_2^2 + \sigma_f^2 \sum_{l=1}^L (1 - \frac{\mathbf{D}_{l,l}}{\gamma_{l,f}})}{N_1}. \quad (39)$$

不断迭代更新 γ 和 σ^2 , 迭代结束条件取决于 $\|\gamma_{f+1} - \gamma_f\|_2 / \|\gamma_{f+1}\|_2 \leq \delta$ 或 $\sigma^2 \leq (\sigma^*)^2$, δ 和 $(\sigma^*)^2$ 为终止迭代门限.

3.2 总体算法流程

以俯仰角估计为例, 给出算法流程, 见 Algorithm 1.

4 仿真验证与性能分析

仿真参数设置如表 1 所示.

4.1 仿真验证

图 4 给出了雷达全阵面波束合成后的时域输出, 可见目标完全淹没在干扰中. 图 5 给出了按行常规波束合成后的俯仰维稀疏 Bayes 估计, 恢复了接收信号的角度 (俯仰角) - 距离信息, 但由于主瓣干扰能量太强, 且干扰位置与目标挨得太近, 导致恢复出来的只有干扰信息, 无法捕捉目标信息.

图 6 给出了按行自适应处理后再进行行子阵合成的时域输出, 可见干扰已被有效抑制, 可有效提取目标距离信息, 下一步需要利用稀疏 Bayes 估计来进一步提取目标的角度信息.

Algorithm 1

Inputs: the array received signal $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N_1 \times N_2}$, angle dictionary $\varphi \in \mathbb{C}^{N_1 \times L}$.

Outputs: the sparsity coefficient ω .

1. The outputs by the spatial row adaptive processing: $\mathbf{r}(n) = \mathbf{a}(\varphi_0)ps_0(n) + \mathbf{v}_r(n)$;
2. Selecting K training samples: $\mathbf{r} \in \mathbb{C}^{N_1 \times K}$;
3. Setting initial values: $\gamma_0 = 1$, $\sigma_0^2 = 10^{-1}$;
4. Calculating the posterior component:

$$\mathbf{D}_{f+1} = \mathbf{\Gamma}_f - \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H (\sigma_f^2 \mathbf{I} + \varphi \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H)^{-1} \varphi \mathbf{\Gamma}_f,$$

$$\mu_{f+1}^{(k)} = \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H (\sigma_f^2 \mathbf{I} + \varphi \mathbf{\Gamma}_f \varphi^H)^{-1} \mathbf{r}^{(k)};$$

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

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

$$\sigma_{f+1}^2 = \frac{\frac{1}{K} \left\| \mathbf{r} - \varphi \omega_{f+1} \right\|_2^2 + \sigma_f^2 \sum_{l=1}^L \left(1 - \frac{\mathbf{D}_{l,l}}{\gamma_{l,f}}\right)}{N_1};$$

6. Repeating steps 4 and 5 until satisfying the convergence conditions: $\|\gamma_{f+1} - \gamma_f\|_2 / \|\gamma_{f+1}\|_2 \leq \delta$ or $\sigma^2 \leq (\sigma^*)^2$;
 7. The sparse coefficient estimation: $\omega \approx \mathbf{E}(\omega | \mathbf{r}; \mathbf{\Gamma}^*, (\sigma^*)^2)$;
 8. The target distance and elevation estimation can be obtained by the maximum index of ω ;
 9. Similarly, the target azimuth can be estimated.
-

表 1 仿真参数设置

Table 1 The simulation parameters setting

Parameter	Setting
The array antenna	Consider a rectangular planar array which has 24 columns, and each column has 20 elements.
The element spacing	Half a wavelength.
The beam boresight	(90°, 30°), the former is azimuth, and the latter is elevation.
The 3 dB beam width	(4.21°, 5.05°).
The transmission signal	Linear frequency modulation (LFM) signal, with bandwidth $B = 5$ MHz, pulse width $\tau = 20$ μ s and sampling rate $f_s = 10$ MHz.
The target	One target with 5 dB is located at (90°, 30°) and the 500-th sampling point.
The jammings	Two mainlobe blanket jammings with 50 dB are located at (91.05°, 31.26°), (88.95°, 28.74°), which are located at the one quarter of 3 dB beam width.
Noise	White Gaussian noise with 0 dB.
The observation sample number of sparse recovery	5.

图 7 给出了按行空域自适应处理后的俯仰维稀疏 Bayes 估计结果, 目标清晰可见, 得到了俯仰角-距离信息. 同理, 图 8 给出了按列空域自适应处理后的方位维稀疏 Bayes 估计结果, 得到了目标方位角-距离信息. 同时, 图 9 给出了文献 [6] 中提出的和差及辅助波束联合自适应单脉冲方法在该干扰环境下的仿真结果, 由图可见, 该方法在进行主瓣干扰抑制后的自适应方位、俯仰和波束主瓣发生了畸变 (见图 9(a) 和 (b)), 导致了对应的和差单脉冲曲线严重失真 (见图 9(c) 和 (d)), 无法拟合静态单脉冲曲线, 失去了目标 DOA 估计能力.

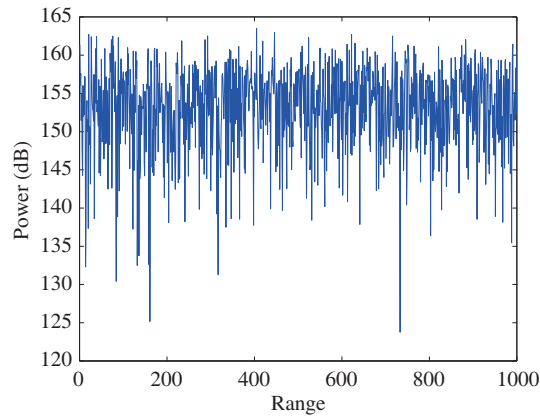


图 4 (网络版彩图) 雷达阵面波束合成时域输出
 Figure 4 (Color online) The outputs of beamforming

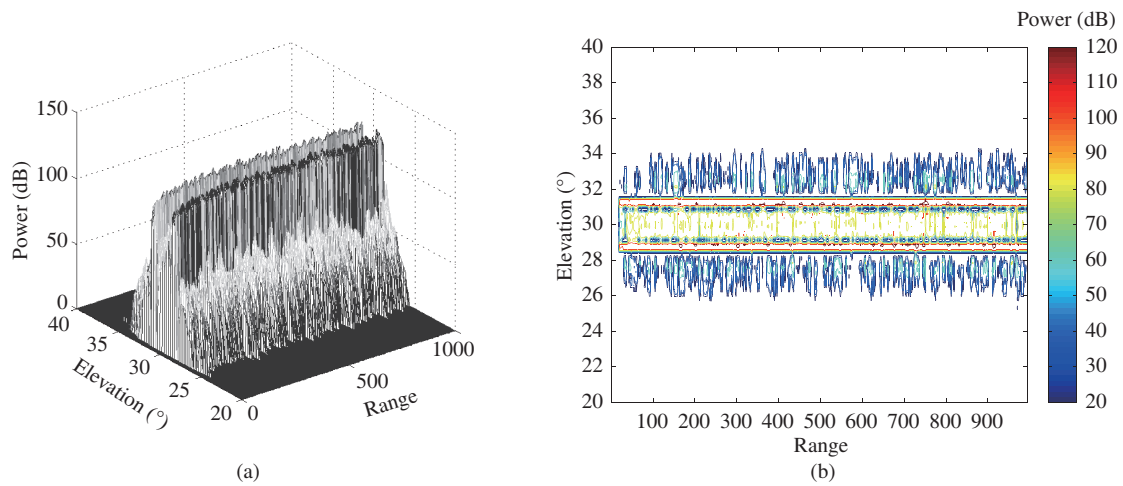


图 5 (网络版彩图) 按行常规波束合成后的俯仰维稀疏 Bayes 估计

Figure 5 (Color online) The elevation sparse Bayesian estimation (conventional row beamforming). (a) 3D plan; (b) horizontal projection

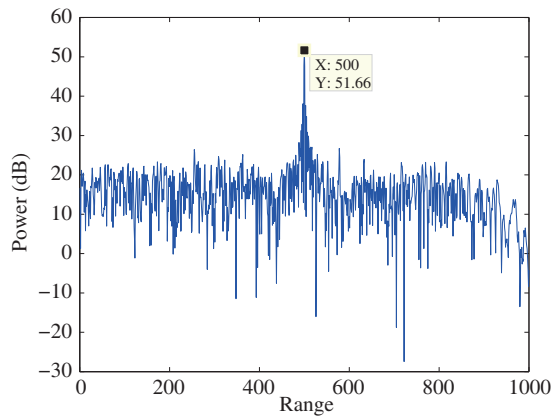


图 6 (网络版彩图) 按行自适应处理输出
 Figure 6 (Color online) The outputs with the row adaptive processing

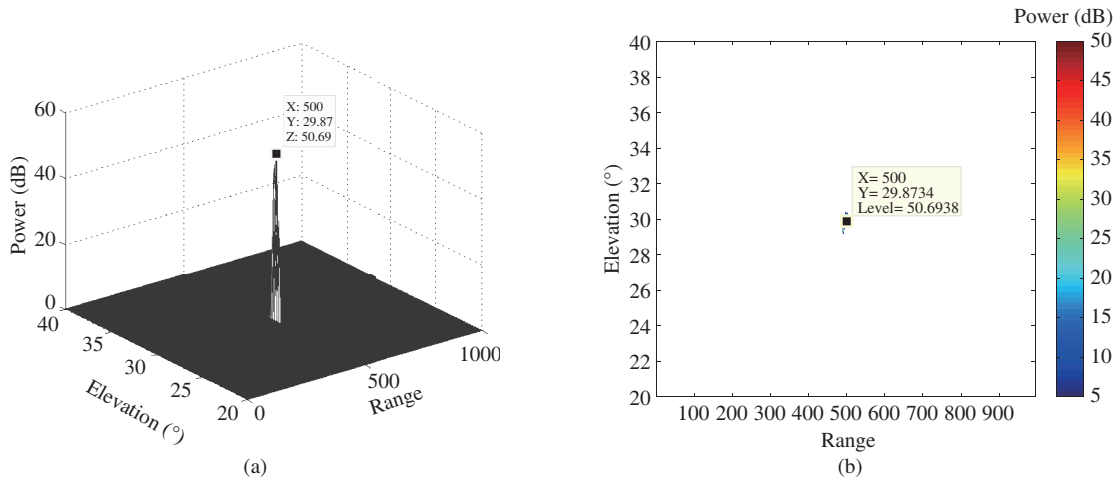


图 7 (网络版彩图) 按行自适应处理后的俯仰维稀疏 Bayes 估计

Figure 7 (Color online) The elevation sparse Bayesian estimation (row adaptive processing). (a) 3D plan; (b) horizontal projection

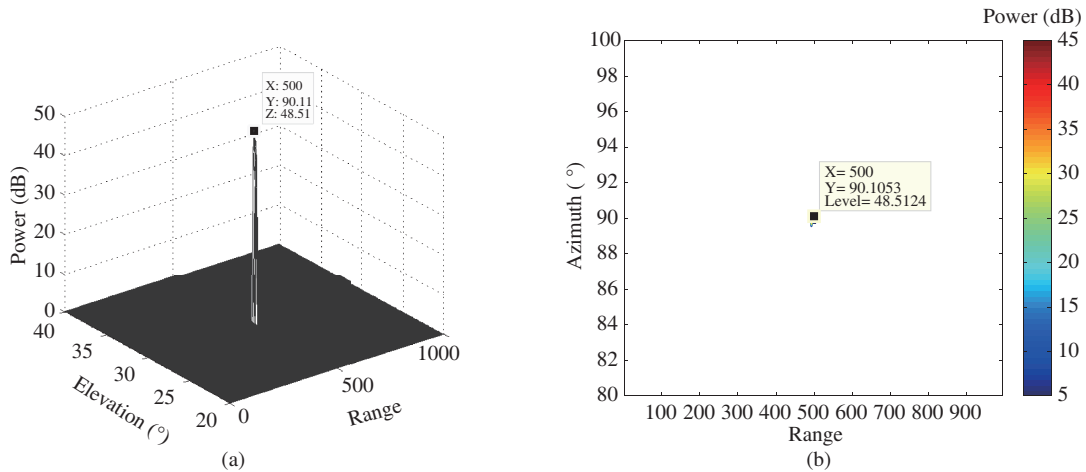


图 8 (网络版彩图) 按列自适应处理后的方位维稀疏 Bayes 估计

Figure 8 (Color online) The azimuth sparse Bayesian estimation (column adaptive processing). (a) 3D plan; (b) horizontal projection

由于实际工程应用中存在幅相误差和频带误差, 因此再给出存在误差情况下的仿真结果. 假设系统存在 1 dB 幅度均方根误差, 6° 相位均方根误差, 该误差值为典型误差值^[1], 其余仿真条件同仿真 1. 图 10 给出了按行空域自适应处理后的时域图, 由于系统误差的影响导致干扰抑制剩余较大, 使得目标依旧淹没在干扰中. 图 11 给出了稀疏 Bayes 估计结果, 可见干扰与目标均被恢复出来. 由于主瓣干扰在时域上占满所有的距离单元, 而目标仅仅占有一个或若干个距离单元, 因此可容易辨识目标信号. 另一方面, 鉴于当前雷达阵列对幅相误差的校正能力较强, 能够调整到该典型误差值以内, 因此, 在当前实际雷达阵列存在的系统误差条件下, 本文算法是有效的.

图 12 给出了弱主瓣干扰情况下的算法性能仿真分析 (仿真设置两个主瓣干扰 INR 均为 10 dB). 当存在弱主瓣干扰时, 无需进行自适应处理, 可直接进行按行 (列) 常规波束合成后再采用稀疏 Bayes 估计算法. 由图可见, 干扰与目标均可恢复, 再根据主瓣干扰在时域上占满所有的距离单元, 而目标仅

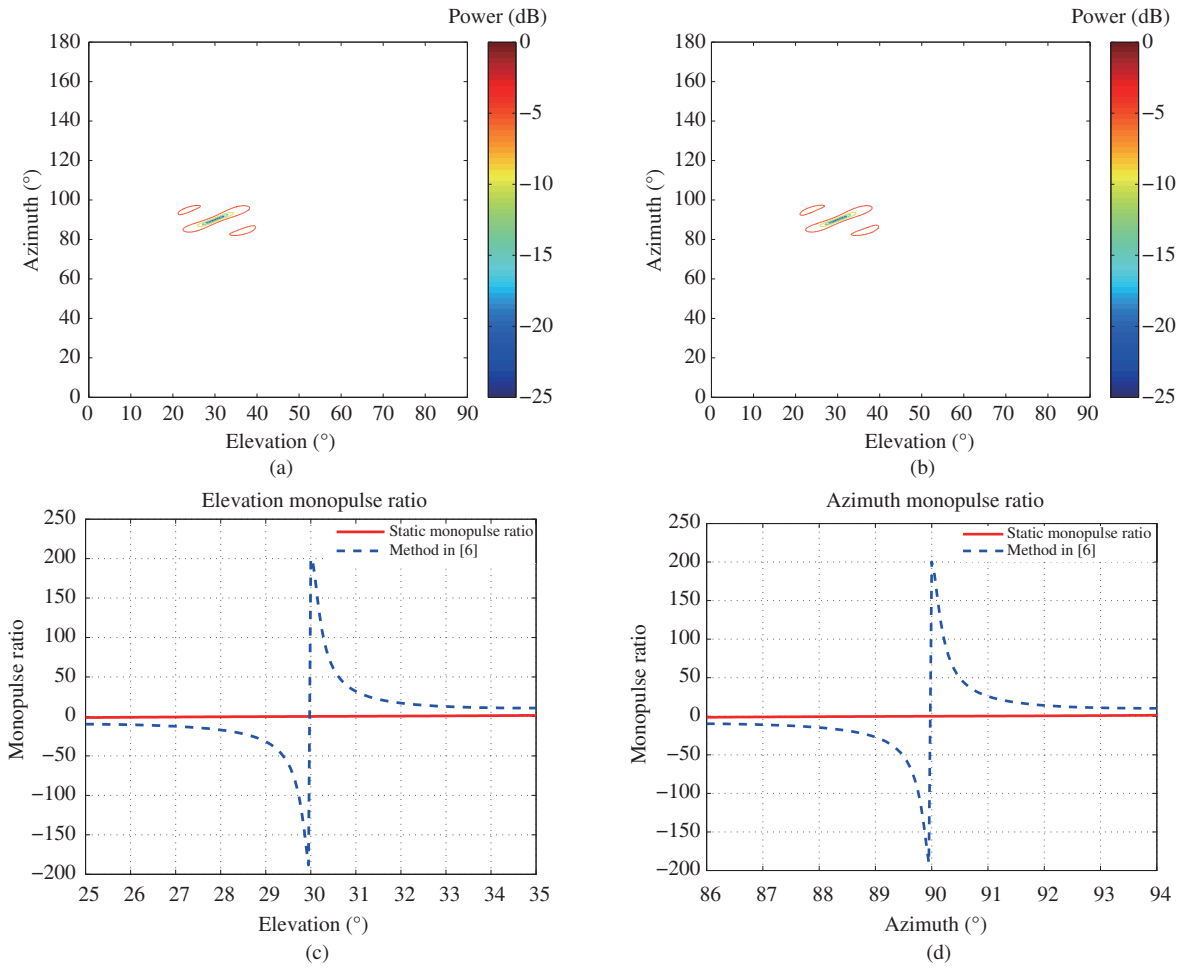


图 9 (网络版彩图) 文献 [6] 方法

Figure 9 (Color online) The method of [6]. (a) Adaptive elevation sum beam pattern; (b) adaptive azimuth sum beam pattern; (c) elevation monopulse ratio; (d) azimuth monopulse ratio

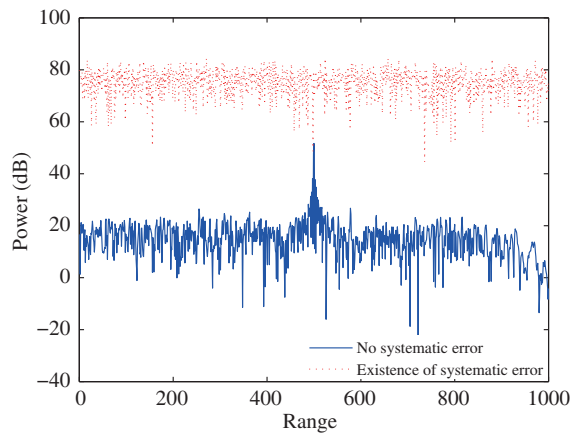


图 10 (网络版彩图) 自适应处理输出

Figure 10 (Color online) The outputs of adaptive beamforming

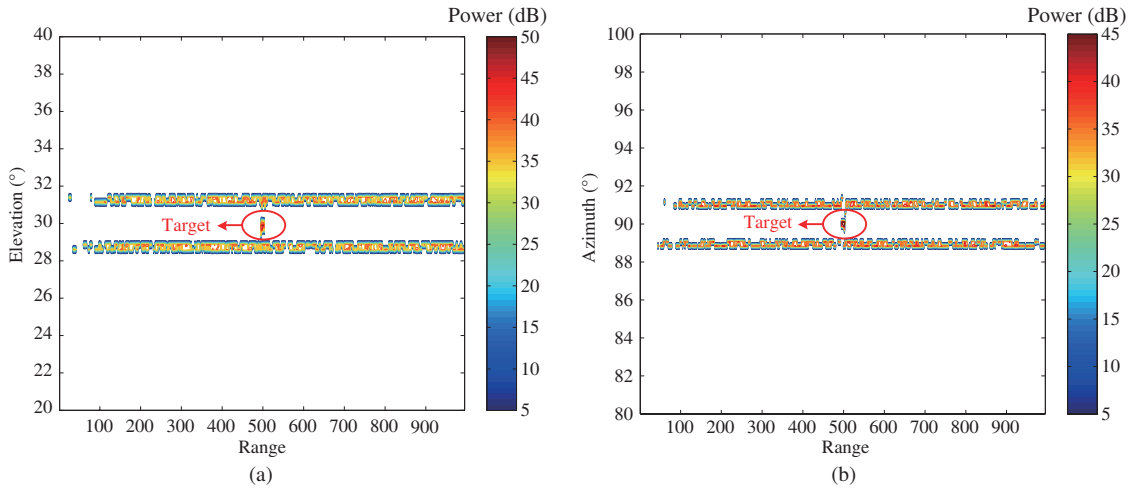


图 11 (网络版彩图) 按行 (列) 自适应处理后的俯仰 (方位) 维稀疏 Bayes 估计

Figure 11 (Color online) The elevation (azimuth) sparse Bayesian estimation. (a) Row adaptive processing; (b) column adaptive processing

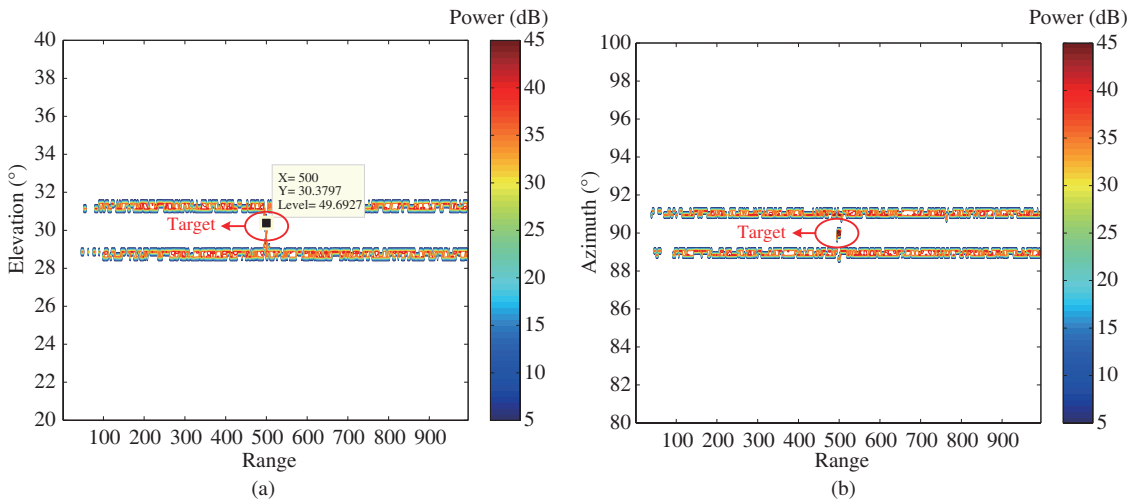


图 12 (网络版彩图) 按行 (列) 常规波束合成后的俯仰 (方位) 维稀疏 Bayes 估计

Figure 12 (Color online) The elevation (azimuth) sparse Bayesian estimation. (a) Row adaptive processing; (b) column adaptive processing

仅占有一个或若干个距离单元这一先验知识, 可容易辨识目标并提取其距离和角度信息.

4.2 性能分析

4.2.1 分析主瓣干扰的位置对方法性能的影响

设置干扰与目标的夹角从 $1/50$ 个 3 dB 波束宽度变化到 $1/4$ 个 3 dB 波束宽度, 即仿真图的横坐标, 干扰形式与噪声比同 4.1 小节. 其结果为 100 次 Monte-Carlo 实验仿真的统计平均. 图 13 给出了新方法的目标参数估计结果, 其中图 13(a) 为目标距离估计, 图 13(b) 为目标俯仰角估计 (避免文章赘述, 不再给出目标方位角估计), 可见当干扰和目标的夹角不小于 $1/10$ 个波束宽度时, 新方法能够准确

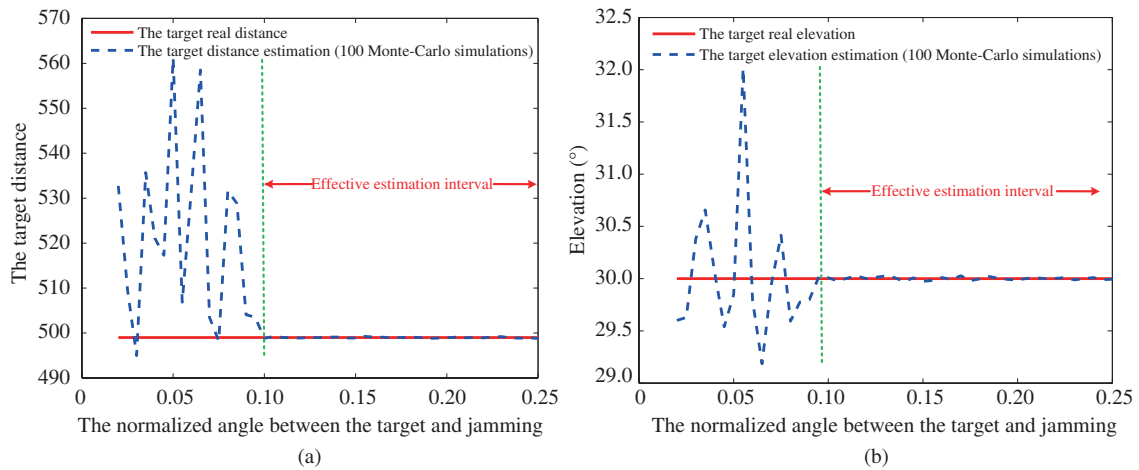


图 13 (网络版彩图) 目标参数估计

Figure 13 (Color online) The target parameter estimation. (a) The distance estimation; (b) the elevation estimation

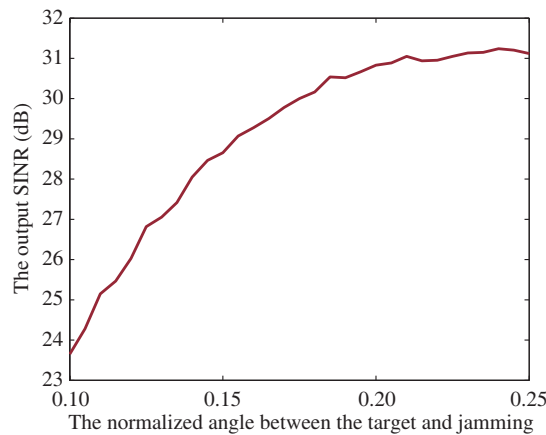


图 14 (网络版彩图) 输出 SINR

Figure 14 (Color online) The outputs of SINR

估计得到目标的距离和俯仰角信息. 图 14 给出了输出信噪比 (SINR) 随干扰与目标夹角的变化曲线, 结合图 13 给出的参数估计有效区间, 即干扰与目标夹角大于 $1/10$ 个 3 dB 波束宽度时, 输出 SINR 随目标与干扰的夹角变大而变大. 综上所述, 新方法的一个适用条件是干扰与目标的夹角不小于 $1/10$ 个 3 dB 波束宽度.

4.2.2 分析目标信噪比对方法性能的影响

设置干扰与目标的夹角为 $1/4$ 个 3 dB 波束宽度, 目标信噪比从 -15 dB 变化到 5 dB, 即仿真图的横坐标. 其结果为 100 次 Monte-Carlo 实验仿真的统计平均. 图 15 给出了新方法的目标参数估计结果, 其中图 15(a) 为目标距离估计, 图 15(b) 为目标俯仰角估计, 可见当目标 SNR 大于 -3.5 dB 时, 新方法能够准确估计得到目标的距离和俯仰角信息. 图 16 给出了输出信噪比 (SINR) 随目标 SNR 的变化曲线, 结合图 15 给出的参数估计有效区间, 输出 SINR 随目标 SNR 变大而变大. 综上所述, 新方法的另一个适用条件是目标 SNR 大于 -3.5 dB.

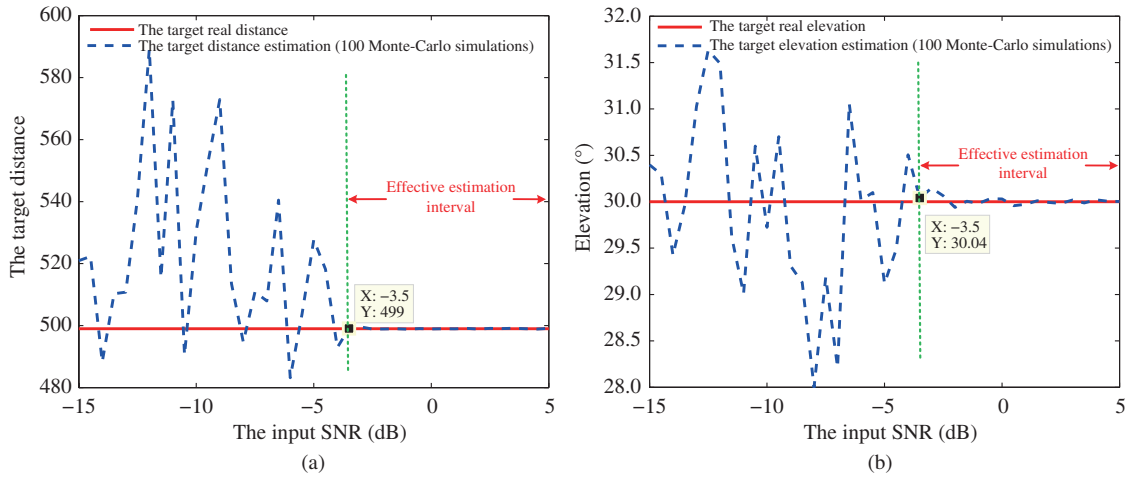


图 15 (网络版彩图) 目标参数估计

Figure 15 (Color online) The target parameter estimation. (a) The distance estimation; (b) the elevation estimation

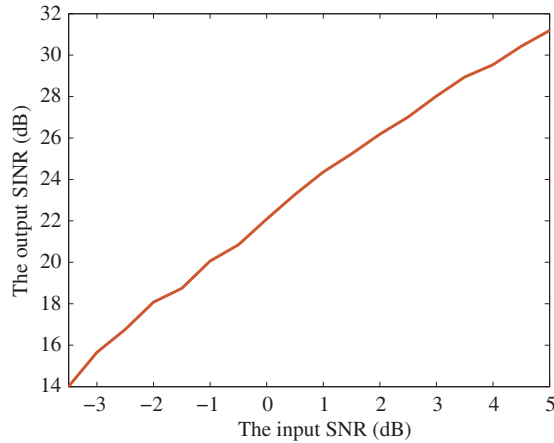


图 16 (网络版彩图) 输出 SINR

Figure 16 (Color online) The outputs of SINR

5 结论

对抗近主瓣干扰是当前雷达领域的难点问题之一. 对此, 本文采取联合空域自适应处理和稀疏 Bayes 学习, 提出了一种强主瓣干扰环境下的雷达目标角度 - 距离联合稀疏估计方法. 该方法首先进行按行 (列) 空域自适应处理, 达到抑制干扰目的, 文中证明自适应处理后能够分别保留目标信号在俯仰 (方位) 维的角度信息, 进而采用基于多样本稀疏 Bayes 学习的目标参数估计方法可以有效估计目标的距离和角度信息. 算法理论和仿真验证均表明, 新方法在抑制多个主瓣干扰的同时可有效提取目标的距离和空间位置信息, 并且在存在幅相误差和频带误差所带来的干扰抑制剩余情况下依旧有效. 另外, 本文结合仿真实验分析了新方法的干扰抑制能力, 给出了新方法对干扰与目标之间夹角、目标信噪比的适用条件. 当电磁环境中存在多个目标时, 需要分析算法处理结果中距离 - 方位平面与距离 - 俯仰平面中的“点迹”匹配问题. 具体分两种情况, 第一种情况是多个目标的距离互不相同, 则可以根据恢复得到的距离维信息对距离 - 方位平面与距离 - 俯仰平面中的“点迹”进行匹配; 第二种情况

是有若干个目标的距离相同,则距离相同的目标在距离-方位平面与距离-俯仰平面中的“点迹”无法进行匹配,对此需要进一步深入研究.

参考文献

- 1 Wang Y L, Ding Q J, Li R F. Adaptive Array Processing. Beijing: Tsinghua University Press, 2009 [王永良, 丁前军, 李荣锋. 自适应阵列处理. 北京: 清华大学出版社, 2009]
- 2 Applebaum S P, Wasiewicz R. Main Beam Jammer Cancellation for Monopulse Sensors. Final Technical Report DTIC RADC-TR-86-267, 1984
- 3 Yu K B, Murrow D J. Combining Sidelobe Canceller and Mainlobe Canceller for Adaptive Monopulse Radar Processing. US Patent 6 867 726, 2005
- 4 Rao C, Li R F, Dai L Y. Monopulse estimation with multipoint constrained adaptation in mainlobe jamming. In: Proceedings of the 6th International Conference on Radar, 2011
- 5 Li R F, Rao C, Dai L Y, et al. Algorithm for constrained adaptive sum-difference monopulse among sub-arrays. *Huazhong Univ Sci Tech (Nat Sci Ed)*, 2013, 41: 6–10 [李荣锋, 饶灿, 戴凌燕, 等. 子阵间约束自适应和差单脉冲测角算法. *华中科技大学学报 (自然科学版)*, 2013, 41: 6–10]
- 6 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
- 7 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]
- 8 Shi Q Y, Wu R B, Zhong L L. Adaptive interference suppression based on single-channel optimal constant modulus algorithm. *J Electron Inf Tech*, 2011, 33: 1126–1130 [石庆研, 吴仁彪, 钟伦珑. 单通道最优恒模自适应干扰抑制方法. *电子与信息学报*, 2011, 33: 1126–1130]
- 9 Dai H Y, Wang X S, Liu Y, et al. Novel research on main-lobe jamming polarization suppression technology. *Sci China Inf Sci*, 2012, 55: 368–376
- 10 Dai H Y, Li Y Z, Liu Y, et al. Novel research on main-lobe jamming polarization suppression technology. *Sci China Inform*, 2012, 42: 460–468 [戴幻尧, 李永祯, 刘勇, 王雪松. 主瓣干扰极化抑制的新方法. *中国科学: 信息科学*, 2012, 42: 460–468]
- 11 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
- 12 Zhang Q Y, Cao B, Wang J, et al. Polarization filtering technique based on oblique projections. *Sci China Inf Sci*, 2010, 53: 1056–1066
- 13 Cai Q W, Wei P, Xiao X C. Single-channel blind separation of overlapped multicomponents based on energy operator. *Sci China Inf Sci*, 2010, 53: 147–157
- 14 Wang X L, Liu J F, Meng H D, et al. Novel atomic decomposition algorithm for parameter estimation of multiple superimposed Gaussian chirplets. *IET Radar Sonar Navig*, 2011, 5: 854–861
- 15 Cai T T, Wang L. Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise. *IEEE Trans Inform Theory*, 2011, 57: 4680–4688
- 16 Lee K, Bresler Y, Junge M. Subspace methods for joint sparse recovery. *Mathematics*, 2012, 58: 3613–3641
- 17 Boyd S, Vandenberghe L. Convex Potimization. Beijing: Tsinghua University Press, 2013 [Boyd S, Vandenberghe L 著. 王书宁, 许肇, 黄晓霖 译. 凸优化. 北京: 清华大学出版社, 2013]
- 18 Wipf D P, Rao B D. Sparse Bayesian learning for basis selection. *IEEE Trans Signal Process*, 2004, 52: 2153–2164
- 19 Wipf D P, Rao B D. An empirical Bayesian strategy for solving the simultaneous sparse approximation problem. *IEEE Trans Signal Process*, 2007, 55: 3704–3716
- 20 Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *J Mach Learn Res*, 2001, 1: 211–244
- 21 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 Nav*, 2017, 11: 11–20
- 22 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 Nav*, 2017, 11: 235–242

A sparse estimation algorithm for the radar target range-direction under strong mainlobe jamming conditions

Bilei ZHOU, Keqing DUAN, Rongfeng LI, Yongliang WANG*, Lingyan DAI & Fengbo CHEN

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

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

Abstract In this paper, a sparse estimation algorithm for the radar target range and direction under strong mainlobe blanket jamming conditions is presented. This algorithm can effectively suppress multiple strong mainlobe blanket jammings (multi-MLJs) and extract the information about target distance and direction. First, the space domain adaptive processing for the received signal in each row (or column) is adopted to suppress multi-MLJs. Second, the sparse Bayesian learning is employed to obtain the information of the target distance and elevation (or azimuth). In addition, the proposed method still has an effective performance under the error condition and the applicable conditions of the new algorithm based on the performance analysis are provided in this paper.

Keywords mainlobe blanket jammings (MLJ), space domain adaptive processing, sparse Bayesian learning, radar, anti-jamming



Bilei ZHOU was born in 1988. He obtained his master's degree in information and communication engineering from Air Force Early Warning Academy, Wuhan, in 2014. Currently, he is a Ph.D. candidate at Air Force Early Warning Academy. His research interests include radar signal processing and array signal processing.



Keqing DUAN was born in 1981. He obtained 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 Air Force Early Warning Academy. His major research interests include radar signal processing, array signal processing, and space-time adaptive processing.



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



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