

## 机载雷达三维空时两级降维自适应处理

向 聪 冯大政 和 洁

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室 西安 710071)

**摘 要:** 该文研究了机载雷达 3 维空时自适应处理(3D-STAP)方法,并结合先时后空的自适应处理(*mDT-SAP*)结构提出了一种新的空时两级降维准最优技术。该方法首先采用固定结构的时域多普勒预处理降低杂波时域相关性,然后基于 2 维空域的可分离性构造出两个低维的俯仰和方位向权值,最后结合双迭代算法进行循环求解。理论分析与仿真结果表明,该文所提方法与传统方法相比具有运算量小、收敛性强、所需训练样本少的优点,并拥有优良的杂波抑制性能和较强的误差鲁棒性,有利于工程化实现。

**关键词:** 机载雷达; 3 维空时自适应处理; 两级降维; 双迭代; 杂波抑制

中图分类号: TN959.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)08-1869-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01248

## Three-dimensional Spatial-temporal Two-step Dimension-reduced Adaptive Processing for Airborne Radar

Xiang Cong Feng Da-zheng He Jie

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Three-dimensional Space-Time Adaptive Processor (3D-STAP) is studied in this paper for airborne radar system, and a new kind of two-step dimension-reduced suboptimum STAP technique is proposed based on the frame of pre-Doppler followed by spatial adaptive processing (*mDT-SAP*). The Doppler filter with fixed configuration is performed on each spatially sampled element to reduce the correlation in the temporal domain, followed by spatial bi-iterative adaptive processing on the azimuth and elevation of the platform array based on the two separable weight vectors. It is shown that the proposed method has lower the computation load and needs smaller training data size compared to the traditional method. In additional, the effectiveness and robustness of the proposed method are demonstrated via numerical experiment.

**Key words:** Airborne radar; Three-Dimensional Space-Time Adaptive Processing (3D-STAP); Two-step dimension-reduced; Bi-iterative; Clutter mitigation

### 1 引言

传统的空时 2 维自适应信号处理(2D-STAP)采用在俯仰向加固定权值的方式将面阵合成线阵,然后在方位向和时域上自适应处理来抑制杂波<sup>[1,2]</sup>。实际中,阵元误差的存在往往会导致杂波谱发生扩散,因此在俯仰向加固定权值不能很好地降低误差影响,而 3 维自适应(3D-STAP)方法是在 2 维空域上自适应处理,具有较好的误差鲁棒性<sup>[3-5]</sup>。3D-STAP 虽然能够获得最优的检测性能,但是它主要存在两个缺陷:一是计算量较大;二是估计杂波协方差矩阵时需要大量的训练样本。为了克服上述两个问题,降维技术<sup>[1-8]</sup>在 STAP 算法得到广泛应用,它们的主要目的是在保证性能次优的情况下,降低计算量和对训练样本的需求。

文献[4]将 2D-STAP 中 1DT 和 3DT<sup>[6]</sup>的方法推广到 3D-STAP,在时域上采用超低旁瓣的多普勒滤波处理后,进行 2 维空域全自适应处理,但伴随着 2 维阵列规模的增大,其计算量和所需训练样本数都将显著提高。本文基于 3 维 *mDT-SAP* 处理针对 3D-STAP 提出了一种新的空时两级降维准最优技术(*mDT-BISAP*)。该方法在时域滤波后采用分离权值的方法构造俯仰维和方位维权值,最后引入双迭代的思想<sup>[9]</sup>分别在俯仰和方位维自适应处理。理论分析和实验结果表明本文所提算法与 3 维 *mDT-SAP* 相比能有效降低计算量和对训练样本数的需求,同时拥有更好的杂波抑制性能和误差鲁棒性,实测数据的处理也进一步验证了其有效性。

### 2 3 维空时自适应处理及先时后空自适应处理的基本原理

假设机载相控阵预警雷达采用  $M \times N$  个阵元组

2009-09-22 收到, 2010-03-24 改回

通信作者: 向聪 xiangcong85@gmail.com

成的2维面阵,每个阵元接收 $K$ 个脉冲,则3D-STAP处理的空时采样数据为 $NMK \times 1$ 维矢量<sup>[4]</sup>

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1^T \quad \mathbf{X}_2^T \quad \cdots \quad \mathbf{X}_K^T]^T \quad (1)$$

其中 $\mathbf{X}_k (k=1, \dots, K)$ 为第 $k$ 个脉冲采样的2维阵列数据。

理想的杂波协方差矩阵为 $\mathbf{R} = E[\mathbf{X}\mathbf{X}^H]$ 。实际应用中, $\mathbf{R}$ 一般由与目标距离门相邻的若干距离门的接收数据估计得到<sup>[5]</sup>,假设选取的距离门样本数为 $L$ ,则估计得到杂波协方差矩阵为

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}(l)\mathbf{X}^H(l) \quad (2)$$

定义目标时域导向矢量为

$$\mathbf{S}_T(\omega_{d0}) = [1 \quad \exp(j\pi\omega_{d0}) \quad \cdots \quad \exp(j\pi(K-1)\omega_{d0})]^T \quad (3)$$

式中 $\omega_{d0}$ 为目标时域角频率。2维空域导向矢量为 $\mathbf{S}_s(\omega_{\varphi 0}, \omega_{\psi 0}) = \mathbf{S}_{S_\psi}(\omega_{\psi 0}) \otimes \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi 0})$ ,其中 $\omega_{\psi 0}$ 和 $\omega_{\varphi 0}$ 分别为方位角和俯仰角频率, $\otimes$ 表示直积(Kronecker积),且

$$\mathbf{S}_{S_\psi}(\omega_{\psi 0}) = [1 \quad \exp(j\pi\omega_{\psi 0}) \quad \cdots \quad \exp(j\pi(N-1)\omega_{\psi 0})]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi 0}) = [1 \quad \exp(j\pi\omega_{\varphi 0}) \quad \cdots \quad \exp(j\pi(M-1)\omega_{\varphi 0})]^T \quad (5)$$

则目标空时3维导向矢量为: $\mathbf{S}_t = \mathbf{S}_T(\omega_{d0}) \otimes \mathbf{S}_{S_\psi}(\omega_{\psi 0}) \otimes \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi 0})$ 。

当 $\mathbf{S}_t$ 精确已知时,根据线性约束的最小输出能量准则(LCMV),可得

$$\min \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{w}, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{S}_t = 1 \quad (6)$$

上述问题即使得输出中剩余杂波加噪声的功率最小。由拉格朗日乘法可得最优权矢量为

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{S}_t / (\mathbf{S}_t^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{S}_t) \quad (7)$$

空时全维自适应处理在理论上性能最优,但由于存在计算量大和训练样本需求较多的问题难以在实际中得到运用。3维 $m$ DT-SAP<sup>[4-6]</sup>方法对每个空域通道的数据采用时域多普勒预滤波处理后,选取 $m$ 个多普勒通道进行联合2维空域自适应处理。下面主要介绍1DT-SAP和3DT-SAP处理。则第 $k$ 个多普勒通道的输出为<sup>[5]</sup>

$$\mathbf{Z}_k = (\mathbf{I}_{NM} \otimes \mathbf{W}_{t,k})^T \mathbf{X} \in \mathbb{C}^{NM \times 1} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{I}_{NM}$ 为 $NM \times NM$ 的单位阵, $\mathbf{W}_{t,k}$ 为第 $k$ 个多普勒通道的时域权。相应的剩余杂波协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_{1k} = E[\mathbf{Z}_k \mathbf{Z}_k^H] \quad (9)$$

由LCMV准则可得空域自适应滤波代价函数为

$$\min \mathbf{w}_1^H \mathbf{R}_{1k} \mathbf{w}_1 \quad (10a)$$

$$\text{s.t.} \quad \mathbf{w}_1^H \mathbf{S}_1 = 1 \quad (10b)$$

其中 $\mathbf{S}_1 = \mathbf{S}_s(\omega_{\varphi 0}, \omega_{\psi 0})$ 为2维空域导向矢量,则对单多普勒通道处理的最优权矢量为 $\mathbf{w}_{1\text{kopt}} = \mathbf{R}_{1k}^{-1} \mathbf{S}_1 / (\mathbf{S}_1^H \mathbf{R}_{1k}^{-1} \mathbf{S}_1)$ 。

同理,当与目标通道相邻的左右通道同时参与空域自适应处理时,其数据矢量构成的时空数据矢量为

$$\mathbf{B}_k = [\mathbf{Z}_{k-1}^T \quad \mathbf{Z}_k^T \quad \mathbf{Z}_{k+1}^T]^T \quad (11)$$

于是,二次协方差矩阵 $\mathbf{R}_{3k} = E[\mathbf{B}_k \mathbf{B}_k^H]$ ,则3个多普勒通道联合处理的最优权矢量为

$$\mathbf{w}_{3\text{kopt}} = \mathbf{R}_{3k}^{-1} \mathbf{S}_3 / (\mathbf{S}_3^H \mathbf{R}_{3k}^{-1} \mathbf{S}_3) \quad (12)$$

其中 $\mathbf{S}_3 = [g \mathbf{S}_s^T(\omega_{\varphi 0}, \omega_{\psi 0}) \quad \mathbf{S}_s^T(\omega_{\varphi 0}, \omega_{\psi 0}) \quad g^* \mathbf{S}_s^T(\omega_{\varphi 0}, \omega_{\psi 0})]^T$ 为联合通道的空域导向矢量, $g = \mathbf{W}_{t,k-1}^H \mathbf{S}_T(\omega_{dk}) / \mathbf{W}_{t,k}^H \mathbf{S}_T(\omega_{dk})$ 为第 $k$ 个多普勒通道相对与第 $k-1$ 个多普勒通道的归一化增益。

虽然3维1DT-SAP和3DT-SAP处理能充分利用空域自由度,但伴随着2维阵列规模的增大,其计算量和所需训练样本数都将显著提高。对于机载3维接收数据而言,由于时域DFT变换具有很强的去相关能力<sup>[8]</sup>,时域滤波后单个和多个多普勒通道内对应的杂波大特征值个数并不多,因此在处理联合通道的2维空域数据时,可以采用进一步降维算法处理。

### 3 $m$ DT-BISAP 算法

下面将以1DT后的空域数据为例,在2维空域上引入双迭代的思想<sup>[9]</sup>进行二级降维处理。由式(8)可得,第 $k$ 个多普勒通道输出的矢量数据可以写成如下矩阵形式

$$\tilde{\mathbf{Z}}_k = \begin{bmatrix} z_{11k} & z_{12k} & \cdots & z_{1Nk} \\ z_{21k} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ z_{M1k} & \cdots & \cdots & z_{MNk} \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $z_{mnk} (m=1, \dots, M, n=1, \dots, N)$ 表示第 $k$ 个多普勒通道第 $m$ 行第 $n$ 列阵元的输出数据。对第 $k$ 个多普勒通道采用可分离权矢量,即令 $w_{mnk} = u_m v_n^*$ ,其中 $\mathbf{u} = [u_1 \quad \cdots \quad u_M]^H$ , $\mathbf{v} = [v_1 \quad \cdots \quad v_N]^T$ 分别对应俯仰角和方位角的自适应权值,则 $\mathbf{w}_k$ 可以表示成

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_k &= [w_{1,1}, \dots, w_{M,1}, w_{1,2}, \dots, w_{M,2}, \dots, w_{1,N}, \dots, w_{M,N}]^T \\ &= [u_1 v_1^*, \dots, u_M v_1^*, u_1 v_2^*, \dots, u_M v_N^*]^T \\ &= [v_1^*, \dots, v_N^*] \otimes [u_1, \dots, u_M] = \mathbf{v}^* \otimes \mathbf{u} \end{aligned} \quad (14)$$

结合式(14),式(10a)有如下形式

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_k^H \mathbf{R}_{1k} \mathbf{w}_k &= E \left\{ \left| \mathbf{w}_k^H \mathbf{Z}_k \right|^2 \right\} \\ &= E \left\{ \left| \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M u_m^* z_{mnk} v_n \right|^2 \right\} \\ &= E \left\{ \mathbf{u}^H \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{v} \right\}^2 \end{aligned} \quad (15a)$$

相应的约束条件式(10b)可以表示成

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_k^H \mathbf{S}_1 &= (\mathbf{v}^* \otimes \mathbf{u})^H \mathbf{S}_s(\omega_{\varphi_0}, \omega_{\psi_0}) \\ &= \mathbf{u}^H \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi_0}) \mathbf{S}_{S_\psi}^T(\omega_{\psi_0}) \mathbf{v} = 1 \end{aligned} \quad (15b)$$

由式(15)可以看出上述问题是一个双二次代价函数, 一般很难直接求解, 同时, 可以很容易证明  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{v}$  之间存在尺度模糊, 即

$$\min_{\mathbf{u}, \mathbf{v}} E \left\{ \left| \mathbf{u}^H \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{v} \right|^2 \right\} = \min_{\mathbf{u}, \mathbf{v}} E \left\{ \left| (\alpha \mathbf{u})^H \tilde{\mathbf{Z}}_k (\alpha^{-1} \mathbf{v}) \right|^2 \right\} \quad (16)$$

其中  $\alpha$  为任意非零常数。针对这一问题, 通常固定  $\|\mathbf{u}\| = 1$  以消除尺度模糊的影响, 其中  $\|\bullet\|$  表示欧氏内积。此外, 如果固定其中一个变量  $\mathbf{u}$  或  $\mathbf{v}$ , 则式(16)便可转化成一个关于  $\mathbf{v}$  或  $\mathbf{u}$  二次代价函数。

首先固定  $\mathbf{u}$  时, 式(15a)可以表示成

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{v}} E \left\{ \left| \mathbf{u}^H \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{v} \right|^2 \right\} &\approx \min_{\mathbf{v}} \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{v}^H \tilde{\mathbf{Z}}_k^H(l) \mathbf{u} \mathbf{u}^H \tilde{\mathbf{Z}}_k(l) \mathbf{v} \\ &= \min_{\mathbf{v}} \mathbf{v}^H \mathbf{R}_1 \mathbf{v} \end{aligned} \quad (17)$$

其中  $\mathbf{R}_1 = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \tilde{\mathbf{Z}}_k^H(l) \mathbf{u} \mathbf{u}^H \tilde{\mathbf{Z}}_k(l) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 。

结合式(15)和式(17), 可得如下一个关于  $\mathbf{v}$  的二次代价函数

$$\min_{\mathbf{v}} \mathbf{v}^H \mathbf{R}_1 \mathbf{v}, \quad \text{s.t. } \mathbf{v}^T \mathbf{S}_{S_\psi}(\omega_{\psi_0}) = 1 / \mathbf{u}^H \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi_0}) \quad (18)$$

由拉格朗日乘子法得方位向自适应权矢量为

$$\mathbf{v} = \mathbf{R}_1^{-1} \mathbf{S}_{S_\psi}^*(\omega_{\psi_0}) / \mathbf{u}^T \mathbf{S}_{S_\varphi}^*(\omega_{\varphi_0}) \mathbf{S}_{S_\psi}^T(\omega_{\psi_0}) \mathbf{R}_1^{-1} \mathbf{S}_{S_\psi}^*(\omega_{\psi_0}) \quad (19)$$

同理固定  $\mathbf{v}$ , 可以得到一个关于  $\mathbf{u}$  的二次优化问题

$$\min_{\mathbf{u}} \mathbf{u}^H \mathbf{R}_2 \mathbf{u}, \quad \text{s.t. } \mathbf{u}^H \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi_0}) = 1 / \mathbf{S}_{S_\psi}^T(\omega_{\psi_0}) \mathbf{v} \quad (20)$$

其中  $\mathbf{R}_2 = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \tilde{\mathbf{Z}}_k \mathbf{v} \mathbf{v}^H \tilde{\mathbf{Z}}_k^H(l) \in \mathbb{C}^{M \times M}$ , 则归一化后的解为

$$\mathbf{u} = \mathbf{R}_2^{-1} \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi_0}) / \left\| \mathbf{R}_2^{-1} \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi_0}) \right\| \quad (21)$$

基于上述分析, 给出1DT-BISAP算法如下:

- (1) 随机给出一个初始值  $\mathbf{u}(0)$ , 并对其进行归一化, 使  $\|\mathbf{u}(0)\| = 1$ ;
- (2) 将  $\mathbf{u}(t-1), t = 1, 2, \dots$  代入式(19), 计算  $\mathbf{v}$ ;
- (3) 将第(2)步得到的  $\mathbf{v}$  代入式(21), 计算  $\mathbf{u}(t), t = 1, 2, \dots$ ;
- (4) 反复执行(2)和(3), 直至满足  $\|\mathbf{u}(t) - \mathbf{u}(t-1)\| < \delta, (0 < \delta \ll 1), t = 1, 2, \dots$ , 迭代结束。

上述方法可以很容易地推广至多个多普勒通道联合处理的情况, 其中3个相邻多普勒通道(第  $k-1$ ,  $k$  和  $k+1$ )的数据可以表示为如下时空数据矩阵, 即

$$\tilde{\mathbf{B}}_k = [\tilde{\mathbf{Z}}_{k-1} \quad \tilde{\mathbf{Z}}_k \quad \tilde{\mathbf{Z}}_{k+1}] \quad (22a)$$

或

$$\tilde{\mathbf{B}}_k = [\tilde{\mathbf{Z}}_{k-1}^T \quad \tilde{\mathbf{Z}}_k^T \quad \tilde{\mathbf{Z}}_{k+1}^T]^T \quad (22b)$$

针对式(22a), 3个通道联合处理的时空导向矢量为

$$\tilde{\mathbf{S}}_0 = \left[ g \mathbf{S}_{S_\varphi}^T(\omega_{\varphi_0}) \quad \mathbf{S}_{S_\varphi}^T(\omega_{\varphi_0}) \quad g^* \mathbf{S}_{S_\varphi}^T(\omega_{\varphi_0}) \right]^T \otimes \mathbf{S}_{S_\psi}(\omega_{\psi_0}) \quad (23)$$

相应地令  $\tilde{\mathbf{u}} = [u_1 \dots u_M]^H$ ,  $\mathbf{v} = [v_1 \dots v_{3N}]^T$ , 则3个通道可分离权矢量  $\mathbf{w}_{3k} = \mathbf{v}^* \otimes \tilde{\mathbf{u}}$ 。同理对式(22b)而言,  $\tilde{\mathbf{S}}_0 = \mathbf{S}_{S_\varphi}(\omega_{\varphi_0}) \otimes \left[ g \mathbf{S}_{S_\psi}^T(\omega_{\psi_0}) \quad \mathbf{S}_{S_\psi}^T(\omega_{\psi_0}) \quad g^* \mathbf{S}_{S_\psi}^T(\omega_{\psi_0}) \right]^T$ , 令  $\mathbf{u} = [u_1 \dots u_{3M}]^H$ ,  $\tilde{\mathbf{v}} = [v_1 \dots v_N]^T$ , 可得  $\mathbf{w}_{3k} = \mathbf{v}^* \otimes \tilde{\mathbf{u}}$ 。针对以上两种形式的  $\tilde{\mathbf{u}}$ ,  $\mathbf{v}$  和  $\mathbf{u}$ ,  $\tilde{\mathbf{v}}$  同样可以采用双迭代算法进行求解。

#### 4 计算复杂度与训练样本需求分析

由第3节的公式推导可以很容易地分析得出, 1DT-SAP处理需要估计  $NM \times NM$  的协方差矩阵  $\mathbf{R}_{1k}$ , 同时为保证性能损失小于3 dB的训练样本数应不少于  $2NM$ , 且相应的权值计算复杂度为  $O(M^3 N^3)$  [5]。而1DT-BISAP处理分别需要估计  $N \times N$  和  $M \times M$  协方差矩阵  $\mathbf{R}_1$  和  $\mathbf{R}_2$ , 其性能损失小于3 dB所需要的训练样本数  $L \geq 2 \max\{N, M\}$ 。同时, 由于双迭代算法收敛性比较明显[10], 通常在6次迭代内就可以达到优化的目的, 假设迭代次数为  $T$ , 则1DT-BISAP方法计算复杂度是  $O(T(M^3 + N^3))$ , 其与1DT-SAP相比计算复杂度明显降低。一般性分析可以看出,  $m$ DT-SAP的权值计算复杂度为  $O((mMN)^3)$ , 训练样本数应不少于  $2mNM$ , 而  $m$ DT-BISAP处理的计算复杂度仅为  $O(T((mM)^3 + N^3))$  或  $O(T(M^3 + (mN)^3))$ , 训练样本数  $L$  应不小于  $2 \max\{mN, M\}$  或  $2 \max\{N, mM\}$ 。综上所述可以看出,  $m$ DT-BISAP与  $m$ DT-SAP相比能有效降低计算量和对训练样本数的需求。

#### 5 实验仿真

仿真时首先采用8列  $\times$  4行的正侧视平面阵, 雷达工作波长为0.23 m, 载机速度为130 m/s, 载机高度为6000 m, 脉冲重复频率为2260 Hz, 一个CPI内的脉冲采样数为16, 天线波束指向阵面法线方向。假设输入杂噪比为60 dB, 发射俯仰维和方位维均为

30 dB固定权,接收时俯仰向加权为20 dB,方位向加权为40 dB,其中当采用3DT-BISAP时均采用式(22a)的结构。

图1给出了1DT-BISAP和3DT-BISAP处理经100次Monte Carlo实验得到的IF随训练样本数变化曲线。仿真实验中样本服从独立高斯分布,且初始样本数分别为8,24。由图1可以看出,当训练样本数达到两倍协方差矩阵维数16和48时,上述算法与收敛时相比仅有2-3 dB的性能损失,说明协方差矩阵估计在均匀高斯杂波环境中,训练样本数大于两倍最大协方差矩阵维数时算法已接近收敛。图2则给出了1DT-BISAP和3DT-BISAP在无误差情况下处理某多普勒通道(其归一化多普勒频率为0.8)时的改善因子随迭代次数的变化曲线。图2表明1DT-BISAP和3DT-BISAP处理均能在6次迭代内收敛。

下面以实验的方式验证本文所提算法的合理性,将1DT-SAP和3DT-SAP处理某多普勒通道所得的2维空域权矢量排成矩阵后做奇异值分解,即2维权值可以写成如下形式

$$\tilde{\mathbf{w}}_{1k} = \sum_{i=1}^{I=\max(N,M)} \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H \text{ 或 } \tilde{\mathbf{w}}_{3k} = \sum_{i=1}^{I=\max(3N,M)} \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H \quad (24)$$

图3给出了归一化多普勒频率为0.8时1DT-SAP和3DT-SAP处理所得的2维空域权矩阵的归一化奇异值,由此可以看出 $\tilde{\mathbf{w}}_{1k}$ 和 $\tilde{\mathbf{w}}_{3k}$ 均可由第1个分量近似表示,以 $\tilde{\mathbf{w}}_{1k}$ 为例,即

$$\tilde{\mathbf{w}}_{1k} = \sum_{i=1}^{I=\max(N,M)} \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H \approx \lambda_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^H \quad (25)$$

其中 $\mathbf{u}_i \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ,  $\mathbf{v}_i \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 。由此,2维空域权矢量就可由两个低维权矢量的近似,即 $\mathbf{w}_{1k} \approx \mathbf{v}_1^* \otimes \mathbf{u}_1 \in \mathbb{C}^{NM \times 1}$ 。

图4给出了1DT-SAP,1DT-BISAP,3DT-SAP和3DT-BISAP 4种算法分别无幅相误差和幅相误差为2%两种情况下处理计算机仿真数据的性能比较,仿真时采用16列×8行的正侧视阵列,一个CPI内的脉冲采样数为24,训练样本数为400,其它参数

与上述实验相同。从图中可以看出,在小样本情况下,无误差时1DT-BISAP与1DT-SAP相比在主杂波区性能改善不大,但在旁瓣区域约有1 dB的性能改善,3DT-BISAP与3DT-SAP相比有4 dB左右的性能改善,当存在2%幅相误差时,1DT-BISAP与1DT-SAP相比约有1 dB的性能改善,而3DT-BISAP与3DT-SAP相比有3-5 dB的性能改善。

此外,为验证本文所提算法处理实测数据的性能,我们采用一批专为研究STAP及其相关技术而录取的数据,雷达天线有16列8行共128个单元,正侧视安装在位于飞机前部左侧的天线罩内。该雷达共有24路接收机,其中2路分别为接收和波束与方位差波束信号,另22路分上下两排用来接收22个子阵信号,一个CPI内有128个脉冲。本文主要处理前32个脉冲内201-400号距离门的数据,空域导向矢量是由实测得到的<sup>[4]</sup>。在第300号距离单元注入一目标信号,信杂噪比为-40 dB,归一化多普勒频率为0.2。图5分别给出了1DT-BISAP方法和3DT-BISAP处理后的剩余杂波输出功率图,其中1DT-BISAP算法处理结果中目标信号高于平均背景残余杂波功率约31 dB,而3DT-BISAP算法中目标信号高于平均背景残余杂波功率约33 dB,从而证明了本文所提算法在真实机载雷达杂波环境中的有效性。

## 6 结论

3维 $m$ DT-SAP处理伴随着2维阵列规模的增大,其计算量和所需训练样本数都将显著提高,不易于实时处理。本文结合 $m$ DT-SAP算法提出了一种新的空时两级降维准最优技术,即 $m$ DT-BISAP算法,它采用可分离权值的结构并引入双迭代算法在时域滤波后再次进行降维处理。理论分析和实验仿真表明,与 $m$ DT-SAP算法相比,本文所提算法能有效地降低计算量和对训练样本数的需求,在小样本情况下拥有更好的杂波抑制性能和误差鲁棒性,并有利于工程化实现。

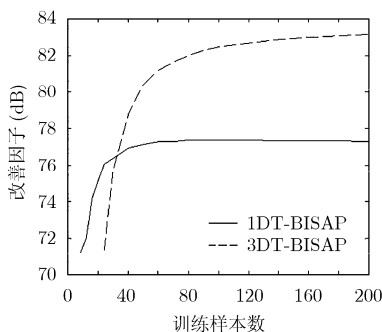


图1  $m$ DT-BISAP的IF随样本变化曲线

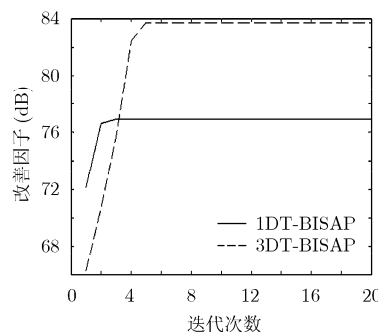


图2  $m$ DT-BISAP改善因子随迭代次数变化

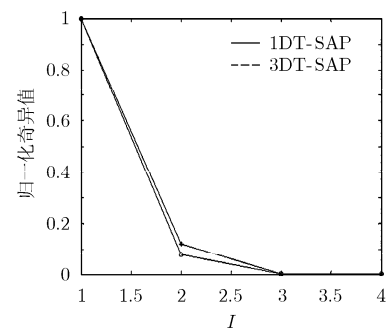


图3  $m$ DT-SAP处理归一奇异值图

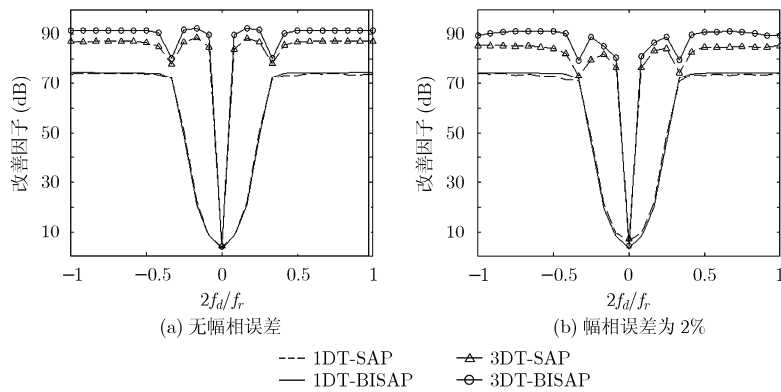


图 4 4 种算法仿真数据的性能比较

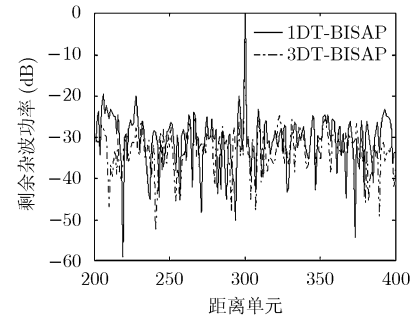


图 5 1DT-BISAP 和 3DT-BISAP 方法处理某实测数据的剩余杂波功率输出

## 参 考 文 献

- [1] Melvin W L. A STAP overview [J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2004, 19(1): 19-35.
- [2] Greve S D and Ries P. Framework and taxonomy for radar space-time adaptive processing (STAP) method [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(3): 1084-1099.
- [3] Klemm R. Adaptive airborne MTI with two-dimensional motion compensation [J]. *IEE Proceedings*, 1991, 138(6): 551-558.
- [4] 王万林, 廖桂生. 机载预警雷达三维空时自适应处理及其降维研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2005, 27(3): 431-434.  
Wang Wan-lin and Liao Gui-sheng. Study on three dimensional space-time optimum and suboptimum processing for airborne early warning radar [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2005, 27(3): 431-434.
- [5] 王永良, 彭应宁. 空时自适应信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000, 58-103.  
Wang Yong-liang and Peng Ying-ning. *Space-Time Adaptive Processing*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 58-103.
- [6] Dipietro R. Extended factored space-time processing for airborne radar systems[C]. *Proceedings of the 26th Asilomar Conf*, Pacific Grove, CA, October 1992: 425-430.
- [7] Savy L, Richardsont P G, and Medley J C, *et al.* The relative merits of pre/post-Doppler STAP [C]. *IET Waveform Diversity & Digital Radar Conference*, London, Dec. 2008: 1-5.
- [8] Meng Xiang-dong, Wang Tong, and Wu Jian-xin. Short-range clutter suppression for airborne radar by utilizing prefiltering in elevation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 268-272.
- [9] Feng D Z, Zheng W X, and Cichocki A. Matrix-group algorithm via improved whitening process for extracting statistically independent sources from array signals [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(3): 962-977.
- [10] Feng D Z, Li X M, and Lü H, *et al.* Two-sided minimum-variance distortionless response beamformer for MIMO radar [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(3): 328-332.

向 聪: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为空时自适应信号处理、网络雷达信号处理。

冯大政: 男, 1959 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达成像、阵列信号处理、盲信号处理、神经网络等。

和 洁: 女, 1985 年生, 博士生, 研究方向为空时自适应信号处理、阵列信号处理。