

## 空域数据分解的两级降维自适应处理方法

周延\* 冯大政 朱国辉 向平叶

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 传统的后多普勒自适应处理方法,如因子法和扩展因子法,虽然能大大降低自适应处理时的运算量和独立同分布样本的需求量,但在天线阵元数进一步增大的情况下,还是不能有效抑制杂波。针对这一问题,该文提出一种空域数据分解的两级降维自适应处理方法。该方法将多普勒滤波后的空域数据进行分解,使其变为两个向量的 Kronecker 乘积,得到一双二次代价函数,利用循环迭代的思想求解最优权。实验表明该方法具有快速收敛,所需训练样本少的优点,尤其在小样本条件下该方法抑制杂波的性能明显优于因子法和扩展因子法。

**关键词:** 雷达信号处理; 空时自适应处理(STAP); 杂波抑制; 降维

中图分类号: TN959.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)02-0334-05

DOI: 10.11999/JEIT140508

## Two-stage Reduced-dimension Adaptive Processing Method Based on the Spatial Data Decomposition

Zhou Yan Feng Da-zheng Zhu Guo-hui Xiang Ping-ye

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

**Abstract:** The traditional post-Doppler adaptive processing approaches such as Factored Approach (FA) and Extended Factored Approach (EFA) can significantly reduce the computation-cost and training sample requirement in adaptive processing. However, their clutter suppression ability is considerably degraded with the increasing number of antenna elements. To solve this problem, a two-stage reduced-dimension adaptive processing method based on the decomposition of spatial data is proposed. This method decomposes the spatial data after Doppler filtering into a Kronecker product of two short vectors. Then a bi-quadratic cost function is obtained. The circular iteration is applied to solve the optimal weight. Experimental results show that the proposed method has the advantages of fast convergence and small training samples requirement. It has greater clutter suppression ability especially in small training samples support compared with FA and EFA.

**Key words:** Radar signal processing; Space-Time Adaptive Processing (STAP); Clutter suppression; Reduced-dimension

### 1 引言

在时域和空域联合进行杂波抑制的空时自适应处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)技术自上世纪发展至今,已经取得了长足的进步<sup>[1-9]</sup>。全维 STAP 虽然性能优异,但由于巨大的运算量和独立同分布训练样本的需求量,其应用价值只体现在理论中。降维 STAP 方法,如因子法(Factored Approach, FA),扩展因子法(Extended Factored Approach, EFA)<sup>[10]</sup>通过先时域多普勒滤波后空域自适应波束形成的方式,将全维自适应处理的问题转变成了在  $K$  个多普勒通道(假设有  $K$  个多普勒通道)分别自适应波束形成的问题,从而大大降低了运算量和独立同分布的训练样本需求量。但是即使如

此,在天线阵元庞大的情况下,FA 和 EFA 还是不能有效抑制杂波<sup>[11-14]</sup>。

针对这一问题,本文提出了一种空域数据分解的两级降维自适应处理方法。首先将接收到的杂波和目标数据经过多普勒滤波,将滤波后的空域数据进行分解,使其变为两个向量的 Kronecker 乘积,然后得到一双二次代价函数,利用循环迭代的思想求解最优权。实验表明该方法具有快速收敛性,在小样本条件下该方法明显优于因子法和扩展因子法。

### 2 信号模型及先时后空自适应处理原理

如图 1 所示,假设机载相控阵雷达天线为均匀线阵,或者是由面阵经过微波合成的等效线阵结构,阵元数为  $N$ 。载机以  $v_a$  的速度平行于地面飞行,雷达工作波长为  $\lambda$ ,脉冲重复频率为  $f_r$ 。一个相干处理间隔(Coherent Processing Interval, CPI)内发射

2014-04-17 收到, 2014-08-29 改回

国家自然科学基金(61271293)资助课题

\*通信作者: 周延 spainraul123@126.com

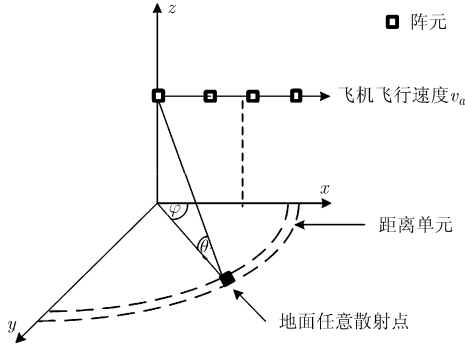


图1 机载相控阵雷达系统

的脉冲数为  $K$ 。如图1所示,以天线阵元在地面的投影方向为方位角  $0^\circ$  起点,假设地面散射点处于第  $l$  个距离环,即俯仰角为  $\theta_l$ ,相对于载机天线的方位角为  $\varphi_i$ ,则该杂波散射点回波的空时采样数据为<sup>[3]</sup>

$$z_i(l) = \frac{\sigma_i(\theta_l, \varphi_i)}{R_l^2} F(\theta_l, \varphi_i) G(\theta_l) \mathbf{c}_{t,i} \otimes \mathbf{c}_{s,i} \quad (1)$$

其中,符号  $\otimes$  表示 Kronecker 积,  $R_l$  为第  $l$  个距离环上散射点与雷达之间的距离,  $F(\theta_l, \varphi_i)$  为发射方向图增益,  $G(\theta_l)$  为接收阵列合成增益,  $\sigma_i(\theta, \varphi)$  为该散射单元的杂波雷达截面积,  $\mathbf{c}_{t,i}$  为该杂波散射点的时域导向矢量,  $\mathbf{c}_{s,i}$  为该杂波散射点的空域导向矢量。

$$\mathbf{c}_{t,i} = [1, \exp(j2\pi\omega_{t,i}), \dots, \exp(j2\pi(K-1)\omega_{t,i})]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{c}_{s,i} = [1, \exp(j2\pi\omega_{s,i}), \dots, \exp(j2\pi(N-1)\omega_{s,i})]^T \quad (3)$$

其中,符号  $(\cdot)^T$  表示转置,  $\omega_{t,i} = 2v_a \cos \theta_l \cos \varphi_i / \lambda f_r$ ,  $\omega_{s,i} = d \cos \theta_l \cos \varphi_i / \lambda$  分别为归一化多普勒频率和空域频率。则第  $l$  个距离环上接收的杂波加噪声数据为

$$\mathbf{x}(l) = \sum_{i=1}^{N_c} z_i(l) + \mathbf{n} \quad (4)$$

其中向量  $\mathbf{n}$  为高斯白噪声向量,  $N_c$  为一个距离单元上的杂波散射点个数。

传统的先时域后空域的降维空时自适应处理方法,如 FA 和 EFA,都是先在时域上进行固定多普勒滤波,然后再对每个多普勒通道的数据进行自适应处理。假设第  $k$  ( $k=1,2,\dots,K$ ) 个多普勒通道的  $K \times 1$  维滤波器系数向量为  $\mathbf{f}_k$ ,则经过第  $k$  个多普勒通道滤波后的杂波加噪声数据变为

$$\tilde{\mathbf{x}}_k(l) = (\mathbf{f}_k^H \otimes \mathbf{I}_N) \mathbf{x}(l) \quad (5)$$

其中符号  $(\cdot)^H$  表示共轭转置。 $\mathbf{I}_N$  为  $N \times N$  单位矩阵。假设目标导向矢量为

$$\mathbf{s} = \mathbf{s}_t \otimes \mathbf{s}_s \quad (6)$$

$\mathbf{s}_t$  为目标时域导向矢量,  $\mathbf{s}_s$  为目标空域导向矢量。

$$\mathbf{s}_t = [1, \exp(j2\pi\omega_t), \dots, \exp(j2\pi(K-1)\omega_t)]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{s}_s = [1, \exp(j2\pi\omega_s), \dots, \exp(j2\pi(N-1)\omega_s)]^T \quad (8)$$

其中  $\omega_t$  为目标归一化多普勒频率,  $\omega_s$  为目标归一化空域频率,则目标导向矢量经过第  $k$  个多普勒通道滤波后的数据变为

$$\tilde{\mathbf{s}}_k = (\mathbf{f}_k^H \otimes \mathbf{I}_N) \mathbf{s} \quad (9)$$

FA 处理的准则是保持第  $k$  个多普勒通道目标信号能量不变的前提下抑制杂波使得杂波输出能量最小<sup>[3]</sup>:

$$\begin{aligned} \min E \left[ \left| \tilde{\mathbf{w}}_{\text{FA}}^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l) \right|^2 \right] \\ \text{s.t. } \tilde{\mathbf{w}}_{\text{FA}}^H \tilde{\mathbf{s}}_k = 1 \end{aligned} \quad (10)$$

利用拉格朗日乘子法可得式(10)的最优解为

$$\tilde{\mathbf{w}}_{\text{FA}} = \frac{\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}_k}^{-1} \tilde{\mathbf{s}}_k}{\tilde{\mathbf{s}}_k^H \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}_k}^{-1} \tilde{\mathbf{s}}_k} \quad (11)$$

其中  $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}_k} = E[\tilde{\mathbf{x}}_k(l)\tilde{\mathbf{x}}_k^H(l)]$  为第  $k$  个多普勒通道的杂波加噪声协方差矩阵,符号  $[\cdot]^{-1}$  表示对矩阵求逆。EFA 则是联合与第  $k$  个多普勒通道邻近的第  $k-1$  个多普勒通道和第  $k+1$  个多普勒通道的数据进行自适应处理,以提高时域的稳健性,假设  $\tilde{\mathbf{y}}_k(l) = [\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^T(l), \tilde{\mathbf{x}}_k^T(l), \tilde{\mathbf{x}}_{k+1}^T(l)]^T$ ,  $\tilde{\mathbf{S}}_k = [\tilde{\mathbf{s}}_{k-1}^T, \tilde{\mathbf{s}}_k^T, \tilde{\mathbf{s}}_{k+1}^T]^T$ ,则联合 3 个多普勒通道处理的约束方程为

$$\begin{aligned} \min E \left[ \left| \tilde{\mathbf{w}}_{\text{EFA}}^H \tilde{\mathbf{y}}_k(l) \right|^2 \right] \\ \text{s.t. } \tilde{\mathbf{w}}_{\text{EFA}}^H \tilde{\mathbf{S}}_k = 1 \end{aligned} \quad (12)$$

其最优解为

$$\tilde{\mathbf{w}}_{\text{EFA}} = \frac{\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{y}}_k}^{-1} \tilde{\mathbf{S}}_k}{\tilde{\mathbf{S}}_k^H \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{y}}_k}^{-1} \tilde{\mathbf{S}}_k} \quad (13)$$

同样地,  $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{y}}_k} = E[\tilde{\mathbf{y}}_k(l)\tilde{\mathbf{y}}_k^H(l)]$ 。在实际处理中,杂波加噪声协方差矩阵是由与目标单元邻近的若干距离单元上的杂波加噪声数据估计得到,即

$$\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}_k} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \tilde{\mathbf{x}}_k(l)\tilde{\mathbf{x}}_k^H(l) \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{y}}_k} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \tilde{\mathbf{y}}_k(l)\tilde{\mathbf{y}}_k^H(l) \quad (15)$$

其中  $L$  是选取的距离单元个数。理论上来说,当选取的独立同分布的训练样本个数  $L \rightarrow \infty$  时,  $\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}_k} = \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}_k}$ ,  $\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{y}}_k} = \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{y}}_k}$ ,但实际中不可能选取无穷多个独立同分布的训练样本数。而 Reed 和 Brennan 曾证明,在高斯噪声环境中,独立同分布的训练样本个数超过待处理杂波协方差矩阵维数的 2 倍时,输出的归一化信杂噪比损失不超过 3 dB<sup>[15]</sup>。虽然相比于全维 STAP, FA 和 EFA 算法需求的独立同分布训练样本个数分别降到了  $2N$  和  $6N$ ,计算量也有一定的下降。但随着相控阵雷达系统天线阵元个数的增加, FA 和 EFA 所需要的独立同分布训练样本个数也会显著增加,从而使得它们抑制杂波的能力减弱。

### 3 空域数据分解的两级降维自适应处理方法

以 FA 算法中多普勒滤波后的空域数据为例。杂波数据经过第  $k$  个多普勒通道滤波后可以表示为

$$\tilde{z}_k(l) = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_i \mathbf{c}_{s,i} \quad (16)$$

其中  $\alpha_i = \frac{\sigma_i(\theta_i, \varphi_i)}{R_i^2} F(\theta_i, \varphi_i) G(\theta_i) \mathbf{f}_k^H \mathbf{c}_{t,i}$  是一个常数。从

式(16)可以看出, 经过多普勒滤波后的杂波数据变为了常数与杂波空域导向矢量的乘积, 是一个大小为  $N \times 1$  的列向量。  $\mathbf{c}_{s,i}$  可以继续分解为两个短矢量的 Kronecker 积, 即

$$\mathbf{c}_{s,i} = [1, \dots, \exp(j2\pi(N_1 - 1)N_2\omega_{s,i})]^T \otimes [1, \dots, \exp(j2\pi(N_2 - 1)\omega_{s,i})]^T \quad (17)$$

令

$$\mathbf{a}_i = [1, \exp(j2\pi N_2\omega_{s,i}), \dots, \exp(j2\pi(N_1 - 1)N_2\omega_{s,i})]^T \quad (18)$$

$$\mathbf{b}_i = [1, \exp(j2\pi\omega_{s,i}), \dots, \exp(j2\pi(N_2 - 1)\omega_{s,i})]^T \quad (19)$$

分别为  $N_1 \times 1$  和  $N_2 \times 1$  的列向量, 其中  $N = N_1 N_2$ 。式(16)可以表示为

$$\tilde{z}_k(l) = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_i \mathbf{c}_{s,i} = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_i \mathbf{a}_i \otimes \mathbf{b}_i \quad (20)$$

将式(10)所表示的滤波器权系数也表示成如下分离的形式:

$$\tilde{\mathbf{w}}_{\text{FA}} = \mathbf{u} \otimes \mathbf{v} \quad (21)$$

其中  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_{N_1}]^T$ ,  $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_{N_2}]^T$ 。将式(21)代入式(10), 得到

$$\left. \begin{aligned} \min E \left[ \left[ \tilde{\mathbf{w}}_{\text{FA}}^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l) \right]^2 \right] &= E \left[ \left[ (\mathbf{u} \otimes \mathbf{v})^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l) \right]^2 \right] \\ \text{s.t. } \tilde{\mathbf{w}}_{\text{FA}}^H \tilde{\mathbf{s}} &= (\mathbf{u} \otimes \mathbf{v})^H \tilde{\mathbf{s}} = 1 \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

代价函数式(22)是关于未知向量  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{v}$  的双二次代价函数。根据循环最小化的思想, 任意给  $\mathbf{u}$  或  $\mathbf{v}$  一个初值, 代入式(22)循环迭代求解  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{v}$ , 直到得到的误差小于给定的误差为止, 即首先固定住  $\mathbf{u}$ , 给  $\mathbf{u}$  一初值, 记为  $\mathbf{u}(0)$ , 代入式(22), 可得

$$\left. \begin{aligned} \min E \left[ \left[ (\mathbf{u}(0) \otimes \mathbf{v})^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l) \right]^2 \right] &= E \left[ \left[ \mathbf{v}^H (\mathbf{u}(0) \otimes \mathbf{I}_{N_2})^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l) \right]^2 \right] \\ \text{s.t. } (\mathbf{u}(0) \otimes \mathbf{v})^H \tilde{\mathbf{s}} &= \mathbf{v}^H (\mathbf{u}(0) \otimes \mathbf{I}_{N_2})^H \tilde{\mathbf{s}} = 1 \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

其中  $\mathbf{I}_{N_2}$  为  $N_2 \times N_2$  单位矩阵。令  $\mathbf{R}_v = (\mathbf{u}(0) \otimes \mathbf{I}_{N_2})^H \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}_k} (\mathbf{u}(0) \otimes \mathbf{I}_{N_2})$ ,  $\mathbf{s}_v = (\mathbf{u}(0) \otimes \mathbf{I}_{N_2})^H \tilde{\mathbf{s}}$ , 得到

$$\mathbf{v}(1) = \frac{\mathbf{R}_v^{-1} \mathbf{s}_v}{\mathbf{s}_v^H \mathbf{R}_v^{-1} \mathbf{s}_v} \quad (24)$$

将得到的  $\mathbf{v}(1)$  代入式(22)继续迭代, 得

$$\left. \begin{aligned} \min E \left[ \left[ (\mathbf{u} \otimes \mathbf{v}(1))^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l) \right]^2 \right] &= E \left[ \left[ \mathbf{u}^H (\mathbf{I}_{N_1} \otimes \mathbf{v}(1))^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l) \right]^2 \right] \\ \text{s.t. } (\mathbf{u} \otimes \mathbf{v}(1))^H \tilde{\mathbf{s}} &= \mathbf{u}^H (\mathbf{I}_{N_1} \otimes \mathbf{v}(1))^H \tilde{\mathbf{s}} = 1 \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

其中  $\mathbf{I}_{N_1}$  为  $N_1 \times N_1$  单位矩阵。同样地, 令  $\mathbf{R}_u = (\mathbf{I}_{N_1} \otimes \mathbf{v}(1))^H \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}_k} (\mathbf{I}_{N_1} \otimes \mathbf{v}(1))$ ,  $\mathbf{s}_u = (\mathbf{I}_{N_1} \otimes \mathbf{v}(1))^H \tilde{\mathbf{s}}$ , 得

$$\mathbf{u}(1) = \frac{\mathbf{R}_u^{-1} \mathbf{s}_u}{\mathbf{s}_u^H \mathbf{R}_u^{-1} \mathbf{s}_u} \quad (26)$$

重复以上迭代步骤, 直到迭代到第  $k$  步, 有  $\|\mathbf{v}(k) - \mathbf{v}(k-1)\| / \|\mathbf{v}(k)\| < \delta$ , 其中  $\delta$  为容许误差, 而符号  $\|\cdot\|$  表示向量的 2 范数。

迭代过程中的协方差矩阵大小分别为  $\mathbf{R}_v \in \mathbf{C}^{N_2 \times N_2}$  和  $\mathbf{R}_u \in \mathbf{C}^{N_1 \times N_1}$ , 通过分解空域数据, 估计杂波加噪声协方差矩阵所需的独立同分布训练样本只需要大于  $2 \max(N_1, N_2)$ , 而且  $N_1$  和  $N_2$  的值越靠近, 所需要的样本数量越少。将空域数据分解后应用于 EFA 方法与此类似, 在此不再赘述。

### 4 收敛性和计算量分析

令代价函数  $J(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = E[(\mathbf{u} \otimes \mathbf{v})^H \tilde{\mathbf{x}}_k(l)]^2 + \mu[(\mathbf{u} \otimes \mathbf{v})^H \tilde{\mathbf{s}}_k - 1]$ , 将上面循环迭代得到的  $\mathbf{u}(0), \mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(k)$  和  $\mathbf{v}(1), \mathbf{v}(2), \dots, \mathbf{v}(k)$  代入  $J(\mathbf{u}, \mathbf{v})$  后会有如下结果  $J(\mathbf{u}(0), \mathbf{v}(1)) \geq J(\mathbf{u}(1), \mathbf{v}(1)) \geq \dots \geq J(\mathbf{u}(k-1),$

$$\mathbf{v}(k-1)) \geq J(\mathbf{u}(k-1), \mathbf{v}(k)) \geq J(\mathbf{u}(k), \mathbf{v}(k)) \quad (27)$$

即上述迭代算法的每一步迭代均使代价函数单调下降。另一方面, 代价函数  $J(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \geq 0$ , 有下界, 因此该迭代算法具有收敛性。

空域数据分解后的 FA 所需要估计的相关矩阵  $\mathbf{R}_v$  和  $\mathbf{R}_u$  的维数分别为  $N_2 \times N_2$  和  $N_1 \times N_1$ , 所以自适应处理时所需要的样本数  $L_1$  只需大于  $2 \max(N_1, N_2)$ , 而 FA 自适应处理所需要的样本数  $L_2$  则需要大于  $2N$ 。从实验分析可以看出, 双迭代算法具有快速收敛性, 只需要 8 步即可基本达到收敛值。由于时域处理方法一样, 我们只分析空域自适应处理时的计算量。一般乘法次数和除法次数用来表征计算量, 则空域分解后的 FA 空域自适应所需要的计算量约为  $8[L_1(N_1^2 + N_2^2) + 2(N_1^3 + N_2^3)/3]$ , 原 FA 空域自适应所需要的计算量约为  $[L_2 N^2 + 2N^3/3]$ , 通常情况下,  $L_1 < L_2$  且  $N_1^3 + N_2^3 \ll N^3$ , 在天线阵元数趋于庞大的情况下, FA 所需要的计算量要远远大于空域数据分解后的 FA。

### 5 仿真实验

我们进行了以下仿真实验来验证本算法性能。实验中假设一  $64 \times 64$  的面阵, 按列加权合成为一线阵。一个相干处理间隔内的脉冲数  $K = 16$ 。飞行高

度  $h_a = 9$  km, 发射波长  $\lambda = 0.2$  m。脉冲重复频率  $f_r = 2000$  Hz, 载机飞行速度  $v_a = 100$  m/s。我们沿着方位角将一个距离单元从  $0^\circ$  到  $180^\circ$  等间隔划分为 300 个杂波散射单元。杂噪比  $\text{CNR} = 60$  dB。由于地面风吹草动等因素, 造成杂波内部运动, 从而导致杂波谱一定程度展宽, 假设杂波相对带宽  $B_r = 0.02$ 。阵元幅相误差设定为 2%。实验满足远场条件。

STAP 处理器的性能通常用改善因子 (Improvement Factor, IF) 来衡量, 其定义为系统输出端与输入端信杂噪比之比。图 2 显示了在独立同分布样本数为 31, 即独立同分布训练样本数量远小于  $2NK$  的情况下的各算法改善因子的比较。一个多普勒通道滤波后的空域数据为一个大小为  $64 \times 1$  的列矢量, 本实验中将一个多普勒通道的空域数据分解为两个  $8 \times 1$  的短矢量的 Kronecker 积, 将 3 个多普勒通道联合的空域数据分解为一个  $12 \times 1$  和一个  $16 \times 1$  的短矢量的 Kronecker 积。图 2 中 SD+FA 表示空域数据分解后的 FA, SD+EFA 表示空域数据分解后的 EFA。从图 2 中可以看出, 空域数据分解后的 EFA 比原 EFA 的算法性能在小样本情况下有很大的提升, 空域数据分解后的 FA 比原 FA 的算法性能也有一定的提升, 在小样本条件下, 它跟 EFA 算法有着几乎一样的改善因子性能。

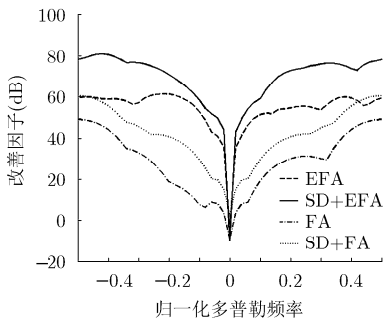


图2 空域数据分解后与原算法在小样本条件下的改善因子比较

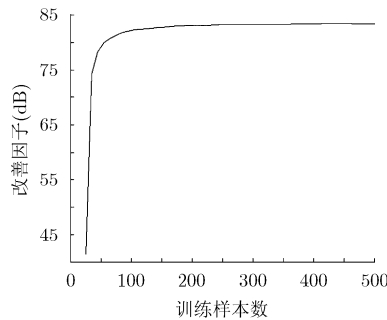


图3 空域数据分解后EFA的改善因子与样本数变化关系

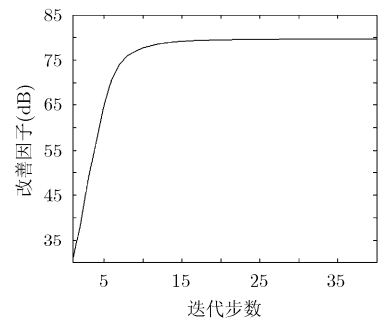


图4 空域数据分解后EFA随迭代次数的性能改善曲线

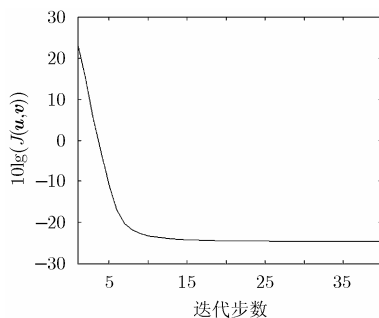


图5 代价函数值随迭代次数的变化曲线

图 3 显示了在归一化多普勒频率  $f_t = 0.3$ , 归一化空域频率  $f_s = 0$  处的改善因子随样本数变化的曲线, 实验结果是经过 200 次 Monto Carlo 实验的平均结果, 可以看到, 将 3 个多普勒通道联合的空域数据分解为一个  $12 \times 1$  和一个  $16 \times 1$  的短矢量的 Kronecker 积后, 空域数据分解后的 EFA 在样本数为 32 左右就与收敛值相差 3 dB, 而从理论上讲, EFA 达到与收敛值相差 3 dB 所需要的样本数为  $2 \times 192 = 384$ , 这要远远多于空域数据分解后的 EFA 所需要的样本数。本实验中没有加入阵元幅相误差, 是在理想情况下进行的实验, 因此本实验中达到收敛的改善因子要高于图 2 和图 4 中的改善因子。

图 4 给出了空域数据分解后的 EFA 随迭代次数的性能改善曲线。从图 4 中可以看出, 经过 8 ~ 10 步迭代后的改善因子与收敛值仅仅相差 0.7 dB, 这说明了本文算法的快速收敛性。需要指出的是, 前文中的实验结果均是迭代 10 步得到的结果。

图 5 给出了代价函数的值  $J(\mathbf{u}, \mathbf{v})$  随  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{v}$  每步迭代值变化的曲线, 其中纵坐标上输出的数值是  $10\lg(J(\mathbf{u}, \mathbf{v}))$ 。从图 5 中可以看出,  $J(\mathbf{u}, \mathbf{v})$  的值随着迭代步数下降, 这和式(27)吻合。在迭代步数到达 10 步左右,  $J(\mathbf{u}, \mathbf{v})$  到达收敛值。该实验结果验证了本文所提迭代算法的收敛性能。

## 6 结束语

针对小样本、大阵列条件下, 传统的先时域后空域的降维空时自适应处理方法样本需求量不足, 杂波抑制性能严重下降的问题, 本文提出两级降维自适应处理方法, 能大幅降低大阵列条件下训练样本需求量和自适应处理计算量, 在小样本条件下该方法抑制杂波的性能明显优于因子法和扩展因子法。该方法通过将多普勒滤波后的空域数据分解为两个短向量的 Kronecker 乘积, 得到一双二次代价

函数, 然后利用循环迭代的思想求解最优权。实验表明该方法具有快速收敛性, 具有一定的工程应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] Brennan L E and Reed I S. Theory of adaptive radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1973, 9(2): 237-252.
  - [2] Wang H and Cai L. On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems[J]. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems*, 1994, 30(3): 660-669.
  - [3] Klemm R. Space-Time Adaptive Processing-Principles and Applications[M]. London, UK: The Institute of Electrical Engineers, 2002: 101-104.
  - [4] Brown R D, Schneible R A, Wicks M C, et al. STAP for clutter suppression with sum and difference beams[J]. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems*, 2000, 36(2): 634-646.
  - [5] Wang G and Lu Y. Clutter rank of STAP in MIMO radar with waveform diversity[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(2): 938-943.
  - [6] Xie W, Zhang B, Wang Y, et al. Range ambiguity clutter suppression for bistatic STAP radar[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2013, 2013(1): 1-13.
  - [7] 杨晓超, 刘宏伟, 王勇, 等. 有源干扰条件下机载 MIMO 雷达 STAP 协方差矩阵秩的分析[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(5): 1616-1622.  
Yang Xiao-chao, Liu Hong-wei, Wang Yong, et al. STAP covariance matrix rank analysis for airborne MIMO radar in the presence of jammers[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(5): 1616-1622.
  - [8] 吕晖, 冯大政, 和洁, 等. 机载多输入多输出雷达局域化降维杂波抑制方法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2011, 38(2): 88-92.  
Lü hui, Feng Da-zheng, He Jie, et al. Localized reduced-dimension clutter suppression method for the airborne MIMO radar[J]. *Journal of Xidian University*, 2011, 38(2): 88-92.
  - [9] Ginolhac G, Forster P, Pascal F, et al. Performance of two low-rank STAP filters in a heterogeneous noise[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(1): 57-61.
  - [10] 保铮, 廖桂生, 吴仁彪, 等. 相控阵机载雷达杂波抑制的时-空二维自适应滤波[J]. *电子学报*, 1993, 21(9): 1-7.  
Bao Zheng, Liao Gui-sheng, Wu Ren-biao, et al. 2-D temporal-spatial adaptive clutter suppression for phased array airborne radar[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1993, 21(9): 1-7.
  - [11] Rosenberg L and Gray D A. Constrained fast-time STAP for interference suppression in multichannel SAR[J]. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems*, 2013, 49(3): 1792-1805.
  - [12] 吴洪, 王永良, 陈建文. 线性预测类 STAP 方法研究[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(5): 1060-1063.  
Wu Hong, Wang Yong-liang, and Chen Jian-wen. Research on linear-prediction-type STAP methods[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(5): 1060-1063.
  - [13] 李海, 王冬梅, 吴仁彪. 基于 STAP 的空中机动目标检测方法仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(4): 693-698.  
Li Hai, Wang Dong-mei, and Wu Ren-biao. Detection of maneuvering target and simulation study via space-time adaptive processing[J]. *Journal of System Simulation*, 2013, 25(4): 693-698.
  - [14] 曹杨, 冯大政, 水鹏朗, 等. 机载多输入多输出雷达脉冲相消杂波抑制方法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(8): 595-600.  
Cao Yang, Feng Da-zheng, Shui Peng-lang, et al. Clutter suppression of pulse-to pulse canceller in airborne MIMO radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(8): 595-600.
  - [15] Reed I S, Mallett J D, and Brennan L E. Rapid convergence rate in adaptive arrays[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1974, 10(6): 853-863.
- 周 延: 男, 1988 年生, 博士生, 研究方向为空时自适应信号处理。  
冯大政: 男, 1959 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为盲信号处理、雷达信号处理、无源定位和阵列信号处理等。  
朱国辉: 男, 1987 年生, 博士生, 研究方向为无源定位技术。