

机载雷达级联降维空时自适应杂波抑制方法

和洁^{1,2} 冯大政² 孟超³ 马仑¹

(1. 长安大学信息工程学院通信工程系, 西安, 710064; 2. 西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 西安, 710071; 3. 陕西省气象局, 西安, 710014)

摘要: 提出一种机载雷达杂波抑制的级联降维空时自适应算法, 即, 先对全空时二维接收数据进行预滤波处理, 将杂波局域化, 降低杂波自由度; 然后对预处理输出的信号的相关矩阵进行子阵划分, 求解低维权向量, 进一步降低运算量和采样要求。理论分析和实验仿真结果表明, 所提算法具有良好的收敛性能和杂波抑制能力, 并且对于阵元随机幅相误差和杂波起伏具有很好的容差能力。基于实测数据的实验验证了算法的有效性和稳健性。

关键词: 机载雷达; 空时自适应处理; 杂波抑制; 降维

中图分类号: TN95 **文献标志码:** A

Two-Stage Dimension-Reduced Space-Time Adaptive Clutter Suppression Algorithm for Airborne Radar

He Jie^{1,2}, Feng Dazheng², Meng Chao³, Ma Lun¹

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an, 710064, China; 2. Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, 710071, China; 3. Shanxi Province Meteorology Bureau, Xi'an, 710014, China)

Abstract: A two-stage dimension-reduced space-time adaptive processing (STAP) based on correlation matrix is proposed for clutter suppression and moving target detection. Firstly, to reduce the degrees of freedom of the clutter, the full dimensional space-time received data is pre-filtered. Secondly, the correlation matrix of output data after preprocessing is divided into submatrices, and further reduction of both the computational complexity and the training requirement is achieved by optimizing two low-dimensional weight vectors. Theoretical analysis and computer simulation results illustrate that the proposed method can obtain fast convergence and better clutter suppression performance. The method shows good robust performance with a small computational cost when there are clutter fluctuation and random amplitude and phase errors in array elements. Experiment results by using measured data demonstrate effectiveness and robustness of the proposed method.

Key words: airborne radar; space-time adaptive processing; clutter suppression; dimension reduction

引言

机载相控阵预警雷达需要从强背景杂波中检测和识别目标,其首先要解决的是杂波抑制问题。空时二维最优处理(Space-time adaptive processing, STAP)^[1-6]虽然性能优越,但由于准确估计杂波协方差矩阵所需的采样要求和协方差矩阵求逆的运算量十分庞大,对实际的大系统几乎无法实现。因此,研究降低系统处理维数的准最优处理方法成为 STAP 的核心内容。目前提出的降维 STAP 算法^[7-11]如局域联合处理的算法(Joint domain localized, JDL)^[7],因子化算法(Factored approach, FA)^[8-9]和扩展因子化算法(Extended factored approach, EFA)^[8-9]等,能够克服一定的阵元误差,降低计算复杂度和样本要求。但是,随着机载雷达阵元数目较大时,所需的计算量和采样要求也将显著增加;另外实际杂波环境不可避免的存在一定的杂波起伏,导致现存算法的性能受到影响。针对这一问题,本文提出一种级联降维空时自适应杂波抑制方法,先对接收数据进行预滤波处理,实现固定结构降维,降低杂波自由度,再对预滤波处理输出的信号进行自适应滤波,进一步降低计算量和训练样本数目的要求,更利于实际工程应用。

1 信号模型

不失一般性,设雷达天线采用 $M \times N$ 矩形平面相控阵,天线采用可分离加权,每一列先合成(微波合成)为一路,此时等效为一阵元数为 N 的等距线阵。一个相干处理时间(Correlated process interval, CPI)内每个阵元接收 K 个脉冲,则接收的空时采样数据为 $N \times K$ 维的矩阵

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,K} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,K} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & \cdots & x_{N,K} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $x_{n,k} = s_{n,k} + c_{n,k} + n_{n,k}$ 表示第 n 列子阵接收的第 k 次回波, $s_{n,k}$ 为可能存在的动目标信号, $c_{n,k}$ 为杂波, $n_{n,k}$ 为随机噪声。空时处理的基本思想是在一定准则下使得不需要的信号(如干扰、噪声等)的输出最小,同时保证有用信号方向增益一定^[12]。理论上,全维 STAP 处理器可以达到最优性能,它首先将接收的空时采样数据 \mathbf{X} 列堆栈为 $NK \times 1$ 维的空时向量

$$\mathbf{x} = [x_{1,1}, \cdots, x_{N,1}, x_{1,2}, \cdots, x_{N,2}, \cdots, x_{1,K}, \cdots, x_{N,K}]^T \quad (2)$$

最优处理器的优化准则^[12]为

$$\min E\{\|\mathbf{w}^H \mathbf{x}\|^2\} = \mathbf{w}^H \mathbf{R}_x \mathbf{w} \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{s}_{st} = 1 \quad (3)$$

式中: $\mathbf{R}_x = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]$, $\mathbf{w} = [\omega_{1,1}, \cdots, \omega_{N,1}, \omega_{1,2}, \cdots, \omega_{N,2}, \cdots, \omega_{1,K}, \cdots, \omega_{N,K}]^T \in \mathbf{C}^{NK \times 1}$, 相应的空时二维导向矢量为 $\mathbf{s}_{st} = \mathbf{s}_t \otimes \mathbf{s}_s$, \mathbf{s}_s 和 \mathbf{s}_t 分别为空域导向矢量和时域导向矢量, \otimes 表示 Kronecker 积。使用 Lagrange 乘子算法求解得到最优权矢量

$$\mathbf{w} = \mu \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{s}_{st} \quad (4)$$

式中: $\mu = \frac{1}{\mathbf{s}_{st}^H \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{s}_{st}}$ 为归一化复常数。根据 RMB 准则^[13],为保证自适应损益小于 3 dB,估计协方差矩阵的独立同分布样本数 L 至少为协方差矩阵维数的两倍以上,即 $L \geq 2NK$,实际机载雷达杂波环境中很难提供如此大的均匀样本;求解式(3)时计算 \mathbf{R}_x^{-1} 需要较高的计算复杂度 $O(N^3 K^3)$,在工程实现上造成很大困难。

2 相关域级联降维杂波抑制方法

首先,对接收数据进行空时第 1 级降维处理,先将阵元-脉冲域数据转换到波束-多普勒域,假设预滤波器为

$$\mathbf{T} = \mathbf{T}_t \otimes \mathbf{T}_s \quad (5)$$

式中: $\mathbf{T}_s \in \mathbf{C}^{N \times P}$ 为空域变换矩阵; \mathbf{T}_s 的各列由指向不同方位角的空域导向矢量构成, 即选取的主波束及其相邻波束数目总和为 P ; $\mathbf{T}_t \in \mathbf{C}^{K \times Q}$ 为时域变换矩阵, \mathbf{T}_t 的各列由指向不同多普勒通道的时域导向矢量构成, 即选取的主通道及其相邻的多普勒通道数总和为 Q 。将接收的空时采样数据 \mathbf{X} 列堆栈为 $NK \times 1$ 维的空时向量

$$\mathbf{x} = \text{vec}(\mathbf{X}) = [x_{1,1}, \dots, x_{N,1}, x_{1,2}, \dots, x_{N,2}, \dots, x_{1,K}, \dots, x_{N,K}]^T \quad (6)$$

这样, 第 1 级降维处理过程可表示为

$$\mathbf{x}_r = \mathbf{T}^H \mathbf{x} \quad (7)$$

相应地, 降维后的空时二维导向矢量为

$$\mathbf{s}_{s_{t,r}} = \mathbf{T}^H \mathbf{s}_{s-t} = \mathbf{s}_{t,r} \otimes \mathbf{s}_{s,r} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{s}_{s,r} = \mathbf{T}_s^H \mathbf{s}_s$ 为降维后的空域导向矢量; $\mathbf{s}_{t,r} = \mathbf{T}_t^H \mathbf{s}_t$ 为降维后的时域导向矢量。对接收信号矩阵 \mathbf{X} 进行行堆栈处理, 将 \mathbf{X} 的行向量首尾相接排列成新的行向量 $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbf{C}^{1 \times NK}$, 即

$$\bar{\mathbf{x}} = [x_{1,1}, \dots, x_{1,K}, x_{2,1}, \dots, x_{2,K}, \dots, x_{N,1}, \dots, x_{N,K}] = (\text{vec}(\mathbf{X}^T))^T \quad (9)$$

对 $\bar{\mathbf{x}}$ 进行第 1 级降维处理, 可以得到

$$\bar{\mathbf{x}}_r = \bar{\mathbf{x}} \mathbf{T} \quad (10)$$

再对预处理的输出信号 \mathbf{x}_r 和 $\bar{\mathbf{x}}_r$ 进行 2 级降维处理。空时二维处理的接收信号加权输出为

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}^H \mathbf{x}_r = \bar{\mathbf{x}}_r \bar{\mathbf{w}}^H \quad (11)$$

式中: 两个加权向量分别为 $\mathbf{w} = [\omega_{1,1}, \dots, \omega_{N,1}, \omega_{1,2}, \dots, \omega_{N,2}, \dots, \omega_{1,K}, \dots, \omega_{N,K}]^T \in \mathbf{C}^{NK \times 1}$, $\bar{\mathbf{w}} = [\omega_{1,1}, \dots, \omega_{1,K}, \omega_{2,1}, \dots, \omega_{2,K}, \dots, \omega_{N,1}, \dots, \omega_{N,K}] \in \mathbf{C}^{1 \times NK}$, 空时二维处理的最优准则可以分别写为

$$\min E\{\|\mathbf{w}^H \mathbf{x}_r\|^2\} = \mathbf{w}^H \mathbf{R}_r \mathbf{w} \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{s}_{s_{t,r}} = 1 \quad (12)$$

和

$$\min E\{\|\bar{\mathbf{w}}^H \bar{\mathbf{x}}_r\|^2\} = E\{\|\bar{\mathbf{x}}_r \bar{\mathbf{w}}^H\|^2\} = \bar{\mathbf{w}} \bar{\mathbf{R}}_r \bar{\mathbf{w}}^H \quad \text{s. t.} \quad \bar{\mathbf{s}}_{s_{t,r}} \bar{\mathbf{w}}^H = 1 \quad (13)$$

式中: $\mathbf{R}_r = E[\mathbf{x}_r \mathbf{x}_r^H]$, $\bar{\mathbf{R}}_r = E\{\bar{\mathbf{x}}_r^H \bar{\mathbf{x}}_r\}$, 且 $\bar{\mathbf{s}}_{s_{t,r}} = \mathbf{s}_{s_{t,r}}^T \otimes \mathbf{s}_{t,r}^T$ 。由式(8, 11)可以发现

$$\mathbf{R}_r = \mathbf{T}^H \mathbf{R}_x \mathbf{T} \quad (14)$$

$$\bar{\mathbf{R}}_r = \mathbf{T}^H \bar{\mathbf{R}}_x \mathbf{T} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{R}_x = E[\mathbf{x} \mathbf{x}^H]$, $\bar{\mathbf{R}}_x = E\{\bar{\mathbf{x}}^H \bar{\mathbf{x}}\}$ 。为了避免增加不必要的计算量, 假设使用 $\mathbf{C}(m, n)$ 表示矩阵 \mathbf{C} 的第 (m, n) 个元素, 那么 \mathbf{R}_x 的元素可以写为 $\mathbf{R}_x((n-1)N+m, (j-1)N+i) = x_{mn} x_{ij}^*$, $m, i = 1, \dots, N$, 并且 $n, j = 1, \dots, K$, 由式(11)和相关矩阵 \mathbf{R}_x 和 $\bar{\mathbf{R}}_x$ 的定义, 可以得到 $\bar{\mathbf{R}}_x((m-1)K+n, (i-1)K+j) = \mathbf{R}_x^*((n-1)N+m, (j-1)N+i)$, 即可以通过改变 \mathbf{R}_x 中元素的排列位置得到 $\bar{\mathbf{R}}_x$, 从而降低了计算量。根据经典的变量分离方法, 将滤波器系数 $\omega_{i,j}$ ($i = 1, \dots, P, j = 1, \dots, Q$) 表示成如下可分离的形式^[14]

$$\omega_{i,j} = u_i v_j^* \quad (16)$$

那么加权向量 \mathbf{w} 和 $\bar{\mathbf{w}}$ 可以表示为

$$\mathbf{w} = [u_1 v_1^*, \dots, u_P v_1^*, u_1 v_2^*, \dots, u_P v_2^*, \dots, u_1 v_Q^*, \dots, u_P v_Q^*]^T = \mathbf{v}^* \otimes \mathbf{u} \quad (17)$$

$$\bar{\mathbf{w}} = [u_1 v_1^*, \dots, u_1 v_Q^*, u_2 v_1^*, \dots, u_2 v_Q^*, \dots, u_P v_1^*, \dots, u_P v_Q^*] = (\mathbf{u} \otimes \mathbf{v}^*)^T \quad (18)$$

式中: $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_Q]^T$, 且 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_P]^T$ 。那么式(13, 15)可以表示为

$$\mathbf{w}^H \mathbf{R}_r \mathbf{w} = \begin{bmatrix} u_1 v_1^* \\ \vdots \\ u_P v_1^* \\ \vdots \\ u_P v_Q^* \end{bmatrix}^H \mathbf{R}_r \begin{bmatrix} u_1 v_1^* \\ \vdots \\ u_P v_1^* \\ \vdots \\ u_P v_Q^* \end{bmatrix} = \mathbf{u}^H \left[\sum_{n=1}^Q \sum_{m=1}^Q v_n \mathbf{R}_{nm} v_m^* \right] \mathbf{u} \quad (19)$$

$$\bar{\mathbf{w}}\bar{\mathbf{R}}_r\bar{\mathbf{w}}^H = [\mathbf{u}_1\mathbf{v}_1^*, \dots, \mathbf{u}_1\mathbf{v}_Q^*, \dots, \mathbf{u}_P\mathbf{v}_Q^*] \bar{\mathbf{R}}_r [\mathbf{u}_1\mathbf{v}_1^*, \dots, \mathbf{u}_1\mathbf{v}_Q^*, \dots, \mathbf{u}_P\mathbf{v}_Q^*]^H = \mathbf{v}^H \left[\sum_{n=1}^P \sum_{m=1}^P \mathbf{u}_n \bar{\mathbf{R}}_{nm} \mathbf{u}_m^* \right] \mathbf{v} \quad (20)$$

式中: \mathbf{R}_{nm} ($n, m=1, \dots, Q$) 为 \mathbf{R}_r 的第 (n, m) 个 $P \times P$ 分块矩阵, $\bar{\mathbf{R}}_y$ ($i, j=1, \dots, P$) 为 \mathbf{R}_x 的第 (i, j) 个 $Q \times Q$ 分块矩阵。

因此, 空时二维处理的优化准则可以转化为

$$\min \quad \mathbf{w}^H \mathbf{R}_r \mathbf{w} = \mathbf{u}^H \mathbf{R} \mathbf{u} \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{u}^H \mathbf{S}_{\text{st},r} \mathbf{v} = 1 \quad (21)$$

$$\min \quad \bar{\mathbf{w}} \bar{\mathbf{R}}_r \bar{\mathbf{w}}^H = \mathbf{v}^H \bar{\mathbf{R}} \mathbf{v} \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{v}^H \mathbf{S}_{\text{st},r}^H \mathbf{u} = 1 \quad (22)$$

式中: $\mathbf{R} = \sum_{n=1}^Q \sum_{m=1}^Q \mathbf{v}_n \mathbf{R}_{nm} \mathbf{v}_m^*$, $\bar{\mathbf{R}} = \sum_{n=1}^P \sum_{m=1}^P \mathbf{u}_n \bar{\mathbf{R}}_{nm} \mathbf{u}_m^*$ 且 $\mathbf{S}_{\text{st},r} = \mathbf{s}_{s,r} \mathbf{s}_{t,r}^T$ 。

可以看出, 优化准则式(21, 22)均是关于未知权向量 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 的双二次代价函数, 即 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 中的任意一个固定, 优化准则式(21, 22)分别是相对于剩余一个权向量的二次方程。因此, 本文使用一种双迭代算法^[14]求解 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 。首先, 固定式(21)中的 \mathbf{v} , 利用 Lagrange 乘子算法求出 $\mathbf{u} = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{S}_{\text{st},r} \mathbf{v}}{\mathbf{v}^H \mathbf{S}_{\text{st},r}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{S}_{\text{st},r} \mathbf{v}}$; 然后, 固定

式(22)中的 \mathbf{u} , 由 Lagrange 乘子法求得 $\mathbf{v} = \frac{\bar{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{S}_{\text{st},r}^H \mathbf{u}}{\mathbf{u}^H \mathbf{S}_{\text{st},r} \bar{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{S}_{\text{st},r}^H \mathbf{u}}$ 。

根据循环最小化思想^[15], 对经过预滤波的接收信号进行第 2 级降维。首先随机给定初始值 $\mathbf{v}(0)$ 和 $\mathbf{u}(0)$, 进行第 i 次迭代, $i=1, 2, \dots$, 直至 $\frac{\|\mathbf{u}(i-1) - \mathbf{u}(i)\|}{\|\mathbf{u}(i)\|} < \epsilon$ 且 $\frac{\|\mathbf{v}(i-1) - \mathbf{v}(i)\|}{\|\mathbf{v}(i)\|} < \epsilon$ ($0 < \epsilon \leq 1$)。

(1) 计算 $\mathbf{u}(i) = \mathbf{R}^{-1}(i-1) \mathbf{S}_{\text{st},r} \mathbf{v}(i-1) / [\mathbf{v}^H(i-1) \mathbf{S}_{\text{st},r}^H \mathbf{R}^{-1}(i-1) \mathbf{S}_{\text{st},r} \mathbf{v}(i-1)]$, 其中 $\mathbf{R}(i-1) = \sum_{n=1}^Q \sum_{m=1}^Q \mathbf{v}_n(i-1) \mathbf{R}_{nm} \mathbf{v}_m^*(i-1)$;

(2) 计算 $\mathbf{v}(i) = \bar{\mathbf{R}}^{-1}(i) \mathbf{S}_{\text{st},r}^H \mathbf{u}(i) / [\mathbf{u}^H(i) \mathbf{S}_{\text{st},r} \bar{\mathbf{R}}^{-1}(i) \mathbf{S}_{\text{st},r}^H \mathbf{u}(i)]$, 其中 $\bar{\mathbf{R}}(i) = \sum_{n=1}^P \sum_{m=1}^P \mathbf{u}_n(i) \bar{\mathbf{R}}_{nm} \mathbf{u}_m^*(i)$ 。

根据双迭代方法的分析, 这里提出的级联降维空时自适应杂波抑制方法是渐进收敛的^[14]。下面分析对比本文算法的计算复杂度和样本需求。首先, 由 $\mathbf{R} = \sum_{n=1}^Q \sum_{m=1}^Q \mathbf{v}_n \mathbf{R}_{nm} \mathbf{v}_m^*$ 和 $\bar{\mathbf{R}} = \sum_{n=1}^P \sum_{m=1}^P \mathbf{u}_n \bar{\mathbf{R}}_{nm} \mathbf{u}_m^*$ 两个低维相关矩阵可以看出, 训练样本 \bar{L} 应大于 $2 \max(P, Q)$ ^[13], 与 STAP 最优处理所需的训练样本 $L (\geq 2NK)$ 相比, $\bar{L} \ll L$; 其次, 从第 3 节中实验 1 的分析可以看到, 本文算法具有快速收敛的优点。假设本文算法经过 q 步迭代即可实现收敛, 则算法中计算两个低维相关矩阵求逆的计算复杂度为 $O(q(P^3 + Q^3))$, 远小于 STAP 最优处理的自适应权运算量 $O(N^3 K^3)$ 。因此, 本文算法能够有效地降低计算复杂度和样本要求, 也是一种有效的降维 STAP 处理方法。

3 实验分析

实验 1 以 16×16 的矩形平面相控阵为例, 发射时俯仰和方位均加 35 dB 的 Chebychev 权, 雷达波长 $\lambda = 0.2$ m, 阵元间距 $d = 0.1$ m。接收数据首先进行微波合成为 16 子天线的线阵, 一个 CPI 内的脉冲数为 $K = 32$ 。载机速度 140 m/s, 高度 6 000 m, 天线方向图指向方位角 90° 。脉冲重复频率 $f_r = 2 800$ Hz, 杂噪比 $\text{CNR} = 60$ dB, 天线波束指向阵面法向方向。阵元幅相误差均为 2%, 杂波起伏为 2%。增益因子 (Improvement factor, IF) 为输出信噪比与输入信噪比的比值。

由于时域精度较高, 空域随机误差较大, 因而降维处理时可适当增加空域辅助通道, 以增加空域自由度, 提高自适应处理的容差能力。因此, 本文以 $P = N = 16, Q = 3, 5, 7$ 为例研究级联降维处理器的性能。图 1 给出了位于主杂波区域的多普勒通道 (归一化多普勒频率为 0.15) 迭代处理时收敛性能曲线。可以看出, 本文算法在有随机阵元幅相误差和杂波起伏时能够实现快速收敛, 7 步以内迭代即可实现收敛。

图 2 为本文算法 (归一化多普勒频率为 0.15) 经 200 次 Monte Carlo 实验得到的 IF 随样本数变化的

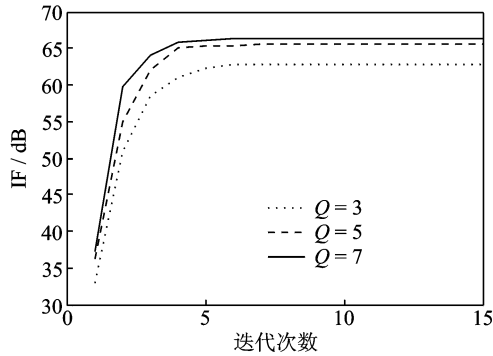


图 1 算法随迭代次数的性能改善曲线

Fig. 1 IF against iteration number

曲线。仿真实验中样本服从独立高斯分布,初始样本数为 $\max(P, Q) = 16$ 。从图 2 可以看到,随着样本数的增加,协方差矩阵估计逐渐收敛,算法性能也相应提高,当样本数达到 $2\max(P, Q) = 32$ 时,与收敛时相比仅有 1~2 dB 的性能损益。这表明在均匀高斯杂波环境中,协方差矩阵估计在样本数大于两倍最大协方差矩阵维数时已接近收敛。

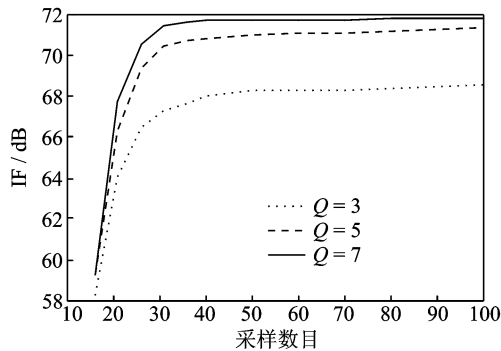


图 2 改善因子随样本数变化曲线

Fig. 2 IF versus number of samples

图 3 给出了本文算法,FA,EFA 算法的改善因子比较曲线,其中 EFA 算法选取与检测多普勒通道相邻的两个多普勒通道作为辅助通道进行联合自适应处理。可以看出,本文算法随着时域自由度的增加,主杂波区域的性能得到进一步的改善,能够较好克服阵元随机幅相误差和杂波起伏。由于时域精度较高,过多的增加时域自由度,性能改善不明显,使用 5 个多普勒通道比较合适。本文算法性能优于 FA,主杂波区域性能改善明显,有助于检测低速目标。本文算法 $Q=3$ 时,性能略差于 EFA,但随着时域自由度的增加,性能逐渐提高, $Q=5,7$ 时,性能优于 EFA。表 1 给出了 FA,EFA 和本文算法的计算量和采样要求对比。

实验 2 为验证本文算法在真实环境下的检测性能,用实测的多通道机载雷达测量(Multi-channel airborne radar measurement, MCARM)数据对算法检测性能进行评估。数据中包含了陆地、海面、城区、交通干线、陆海交接等典型地物,机载雷达在录取数据中不可避免地存在速度误差和阵元天线误差等,基本反映了机载雷达工作的真实环境,雷达阵面与速度方向有一定的偏航角。因此,实测数据可以有效

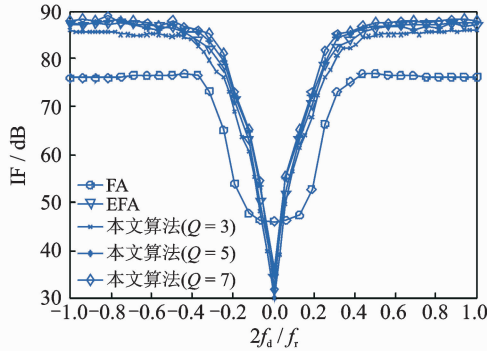


图3 改善因子比较曲线

Fig. 3 Performance comparisons among STAP methods

表1 计算量和采样要求对比

Table 1 Computational complexity and training samples requirement comparisons among STAP methods

	FA	EFA	本文算法(Q=3)	本文算法(Q=5)	本文算法(Q=7)
理论计算量	$O(N^3)$	$O((3N)^3)$	$O(7(P^3 + Q^3))$	$O(7(P^3 + Q^3))$	$O(7(P^3 + Q^3))$
仿真计算量	4 096	110 592	28 861	29 547	31 073
采样要求	$2N=32$	$2(3N)=96$	$2\max(P, Q)=32$	$2\max(P, Q)=32$	$2\max(P, Q)=32$

地评估文中算法对非正侧视机载雷达存在速度误差、阵元误差和非均匀环境杂波等因素时的动目标检测性能。本文中处理的数据编号为 RL050575。考虑计算量的原因,本次实验主要处理 231~350 号距离门中上面 11 个子阵的前 24 个脉冲的接收数据。为了便于性能分析,在第 292 号距离门注入一个信杂噪比为 -40 dB 的动目标信号,目标信号方位角为 90° ,归一化多普勒频率为 0.125,位于主杂波区。

图 4 给出了本文算法与 FA, EFA 算法在目标所在多普勒通道各距离单元的输出归一化功率。可以看出,在虚警概率一定的情况下,本文算法的检测概率随着时域自由度的增大而提高。

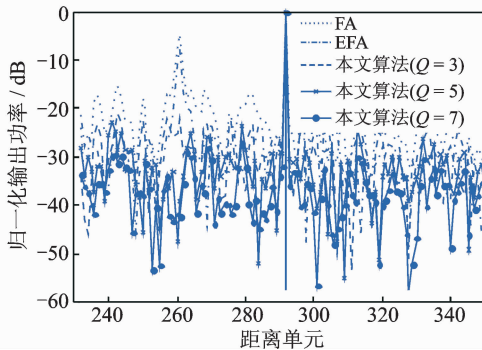


图4 MCARM 数据的处理结果

Fig. 4 Experiment results by using MCARM data

4 结束语

为了克服实际杂波环境中的数据采样和运算量庞大的问题,本文提出一种机载雷达相关域级联降

维空时自适应杂波抑制方法。首先对全空时数据进行预滤波处理,进行第1级降维,将整个空时域分布的杂波局域化为窄带空间干扰,降低了后续自适应处理中的杂波自由度(预降维后第2级降维算法就有足够的自适应自由度来克服这些局域化的杂波干扰,取得较优的动目标检测性能);然后将预处理输出的信号进行自适应滤波,从而进一步降低了采样要求和运算量。仿真实验表明,本文算法具有良好的收敛性能和容差能力。实测数据处理结果证明了算法在真实杂波环境中稳健性和有效性。

参考文献:

- [1] William L, Melvin. A STAP overview[J]. IEEE Aerosp Electron Syst Mag, 2004, 19(1):19-35.
- [2] Klemm R. Principles of space-time adaptive processing[M]. 3rd ed. London: IET, 2006:121-124.
- [3] 刘锦辉,廖桂生,李明. 基于稀疏采样的双基地机载雷达杂波谱补偿方法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(6): 1120-1125.
Liu Jinhui, Liao Guisheng, Li Ming. Sparse sampling based clutter spectrum compensation method for bistatic airborne radar [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(6): 1120-1125.
- [4] 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(7):1616-1622.
Yang Xiaochao, Liu Hongwei, 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(7):1616-1622.
- [5] Beau S, Marcos S. Taylor series expansions for airborne radar space-time adaptive processing[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(3): 266-278.
- [6] 贾琼琼,吴仁彪,李海. 基于修正 STAP 的高速空中机动目标检测方法[J]. 数据采集与处理,2013,28(2):219-225.
Jia Qiongqiong, Wu Renbiao, Li Hai. Detection of fast air maneuvering targets via modified STAP[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(2): 219-225.
- [7] Wang Hong, Cai Lujing. On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems[J]. IEEE Trans AES, 1994, 30(3): 660-669.
- [8] 保铮,张玉洪,廖桂生,等. 机载雷达空时二维信号处理[J]. 现代雷达, 1994,16(1): 38-48; 16(2): 17-27.
Bao Zheng, Zhang Yuhong, Liao Guisheng, et al. Space-time signal processing for airborne radars[J]. Modern Radar, 1994, 16(1): 38-48, 16(2): 17-27.
- [9] Dipietro R. Extended factored space-time processing for airborne radar systems[C]//Proceedings of the 26th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computing. Pacific Grove, CA:[s. n.], 1992: 425-430.
- [10] Burger W. Dealing with target nulling and clutter inhomogeneities in STAP[C]//Synthetic Aperture Radar, EUSAR. 9th European Conference on Fields, Waves and Electromagnetics. Nuremberg, Germany:[s. n.], 2012:380-383.
- [11] Fa R, de Lamare R C, Wang L. Reduced-rank STAP schemes for airborne radar based on switched joint interpolation, decimation and filtering algorithm[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010,58(8):4182-4194.
- [12] 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,2000:46-48.
Wang Yongliang, Peng Yingning. Space-time adaptive processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000:46-48.
- [13] Reed I S, Mallett J D, Brennan L E. Rapid convergence rate in adaptive arrays[J]. IEEE Trans AES, 1974, 10(6): 853-863.
- [14] Feng D Z, Zheng W X, Cichocki A. Matrix-group algorithm via improved whitening process for extracting statistically independent sources from array signals[J]. IEEE Trans Signal Process, 2007,55(3): 962-977.
- [15] Stoica P, Selén Y. Cyclic minimizers, majorization techniques, and expectation-maximization algorithm: A refresher[J]. IEEE Signal Process Mag, 2004, 21(1): 112-114.

作者简介:和洁(1985-),女,博士,讲师,研究方向:空时自适应信号处理和雷达信号处理等,E-mail: cathyhejie@163.com;冯大政(1959-),男,教授,博士生导师,研究方向:雷达成像、阵列信号处理和盲信号处理等;孟超(1985-),男,硕士研究生,研究方向:雷达图像处理 and 自适应信号处理等;马仑(1981-),男,博士,副教授,研究方向:星载、机载 SAR 成像和多通道阵列误差校正等。