

利用多输入多输出雷达低秩杂波的降维空时自适应算法

杨晓超, 刘宏伟, 王勇, 纠博

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 710071, 西安)

摘要: 为了抑制机载多输入多输出(MIMO)雷达接收信号中的杂波和有源干扰,提出一种利用MIMO雷达低秩杂波进行降维的空时自适应处理算法(LRC-RD). 首先根据系统参数离线构造杂波子空间矩阵,再结合有源干扰加噪声协方差矩阵以及目标空时导向矢量来构造降维矩阵,最后用降维后的数据计算自适应权值. LRC-RD算法可将全维数据维数降为杂波的秩加1,从而降低了计算复杂度和计算自适应权值所需的训练样本数,所以收敛速度快,并且其理论性能可以达到全维处理的理论性能. 仿真实验表明,LRC-RD算法在没有误差、样本数为降维后的数据维数的2倍时,其信噪比损失在高速区比基于双迭代的算法和基于子阵划分的算法分别高出约5 dB和17 dB.

关键词: 多输入多输出雷达;空时自适应处理;降维;杂波子空间

中图分类号: TN959.73 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)08-0076-06

A New Reduced Dimensional Space-Time Adaptive Processing Algorithm Exploiting Low-Rank Clutter for Multiple-Input Multiple-Output Radar

YANG Xiaochao, LIU Hongwei, WANG Yong, JIU Bo

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

Abstract: A new reduced dimension space-time adaptive processing algorithm that exploits low rank clutter (LRC-RD) is proposed to suppress clutter and jamming for airborne MIMO radar. Firstly, a clutter subspace matrix is constructed off-line with known radar system parameters, and then the transform matrix with reduced dimension is generated by combining the jamming plus noise covariance matrix with the target space-time steering vector. Finally, adaptive weights are calculated from the data with reduced dimension. The data dimension after dimension reducing equals clutter rank plus one. Thus the computational cost and the number of samples for computing adaptive weights are reduced apparently which make LRC-RD converge fast, and the theoretical performance of LRC-RD can reach that of full dimensional adaptive processing. Numerical results show that when the number of training samples is double of the dimension reduced by LRC-RD and there is no array errors, and the signal to interference plus noise ratio loss of the proposed algorithm is about 5 dB and 17 dB higher than those of the bi-iteration based algorithm and the sub-array based algorithm, respectively.

Keywords: multiple-input multiple-output radar; space-time adaptive processing; dimension reduction; clutter subspace

收稿日期: 2011-11-30. 作者简介: 杨晓超(1983—),男,博士生;纠博(通信作者),男,副教授. 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60901067,61001212);新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-09-0630);长江学者和创新团队发展计划资助项目(IRT0954).

网络出版时间: 2012-05-11

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20120511.1144.003.html>

多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 雷达是近几年提出的一种新体制雷达,它可以发射正交信号,然后在接收端用发射信号进行匹配滤波来获得发射的自由度和虚拟孔径的扩展,相比于传统的相控阵雷达具有更高的分辨率和更多的自由度^[1]. 所以,将 MIMO 雷达用于机载平台,进行空时自适应处理 (space-time adaptive processing, STAP) 来检测动目标已成为近几年的研究热点. Chen 等^[2]利用扁椭圆函数拟合杂波子空间后进行空时自适应处理,减少了样本需求和计算量,但构造扁椭圆函数比较复杂. 李等^[3]对 MIMO 雷达划分子阵,然后进行降维空时处理,但所需样本数和计算量仍然较大. 吕等^[4]先在时域进行多普勒处理,然后再将双迭代算法用于空域进行迭代降维处理,但双迭代算法只能保证收敛到局部极值,不能保证全局收敛.

由于 MIMO 雷达杂波协方差阵也具有低秩特性,因此本文将经典文献^[5]中利用杂波低秩特性构造降维矩阵的方法应用于 MIMO 雷达,提出一种利用 MIMO 雷达杂波低秩特性进行降维的空时自适应处理算法 (LRC-RD),通过已知的系统参数,离线构造杂波子空间^[6],然后再结合有源干扰和噪声协方差阵以及待检测目标的空时导向矢量来构造降维矩阵,最后用降维后的数据来估计滤波器的权值. LRD-RD 算法中构造杂波子空间较为简单,其理论性能可以达到全维处理的理论性能,并且降维后的数据维数为杂波的秩加一,明显减少了计算复杂度和样本的需求.

1 MIMO 雷达 STAP 模型

考虑一个机载 MIMO 雷达系统,载机速度为 v ,发射阵有 M 个天线,接收阵有 N 个天线,收发同置,正侧阵放置. 发射阵元间距为 d_t ,接收阵元间距为 d_r ,都为均匀线阵. 假设各发射阵元发射信号均为窄带信号并且相互正交,发射脉冲重复周期为 T_r ,一个相参处理间隔 (CPI) 内有 K 次脉冲,目标、杂波、有源干扰相对雷达均处于远场. 将接收信号混频至基带后,以 M 个发射信号为匹配滤波器,对每个接收天线的数据进行滤波,然后将 N 个接收天线 K 次脉冲的匹配滤波输出排成一系列向量,可以得到地面动目标的输出数据为^[2]

$$y_T = \rho_T \mathbf{a}_t(f_{s,T}) \otimes \mathbf{a}_d(f_{d,T}) \otimes \mathbf{a}_r(f_{s,T}) \quad (1)$$

式中: $\otimes$ 表示 Kronecker 积; ρ_T 为目标回波复幅度,与目标散射截面积 (RCS)、目标的距离和发射功率

等有关; $f_{s,T} = d_r \sin \theta_T \cos \phi_T / \lambda$ 为目标的归一化空间频率,其中 θ_T 和 ϕ_T 分别为目标的方位角和俯仰角, ϕ_T 可以根据载机平台高度、目标所处的距离和地球半径得到^[9]; $f_{d,T}$ 为目标的归一化多普勒频率; $\mathbf{a}_t$ 、 $\mathbf{a}_r$ 和 $\mathbf{a}_d$ 分别为发射、接收和多普勒导向矢量,具体形式如下

$$\mathbf{a}_t(f_{s,T}) = [1, e^{j2\pi\gamma f_{s,T}}, \dots, e^{j2\pi\gamma(M-1)f_{s,T}}]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{a}_r(f_{s,T}) = [1, e^{j2\pi f_{s,T}}, \dots, e^{j2\pi(N-1)f_{s,T}}]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{a}_d(f_{d,T}) = [1, e^{j2\pi f_{d,T}}, \dots, e^{j2\pi(K-1)f_{d,T}}]^T \quad (4)$$

式中: $\gamma = \frac{d_t}{d_r}$ 为发射阵元间距与接收阵元间距之比.

令 $\mathbf{q}(f_{s,T}, f_{d,T}) = \mathbf{a}_t(f_{s,T}) \otimes \mathbf{a}_d(f_{d,T}) \otimes \mathbf{a}_r(f_{s,T})$, 则有

$$y_T = \rho_T \mathbf{q}(f_{s,T}, f_{d,T}) \quad (5)$$

目标所在距离环上杂波的协方差阵为

$$\mathbf{R}_c = \sum_{i=1}^{N_c} \sigma_{ci}^2 \mathbf{q}(f_{sc,i}, f_{dc,i}) \mathbf{q}^H(f_{sc,i}, f_{dc,i}) \quad (6)$$

式中: N_c 为假设目标所在的距离环可以划分的独立的杂波单元数; σ_{ci}^2 为第 i 个杂波单元的回波功率,其与该地面杂波单元的 RCS 成正比; $f_{sc,i}$ 为第 i 个杂波单元的归一化空间频率; $f_{dc,i}$ 为第 i 个杂波单元的归一化多普勒频率; $f_{sc,i}$ 与 $f_{dc,i}$ 之间存在关系 $f_{dc,i} = \beta f_{sc,i}$, 其中 $\beta = 2vT_r/d_r$.

假设场景中存在 J 个相互独立的有源干扰,和雷达发射信号相互独立,并且每个有源干扰在时域上各时刻之间也相互独立,则其协方差阵可表示为

$$\mathbf{R}_j = \mathbf{I}_{MK} \otimes \sum_{i=1}^J \sigma_{ji}^2 \mathbf{a}_r(f_{sj,i}) \mathbf{a}_r^H(f_{sj,i}) = \mathbf{I}_{MK} \otimes \mathbf{R}_{jJ} \quad (7)$$

式中: σ_{ji}^2 为第 i 个干扰的功率; $f_{sj,i}$ 为第 i 个干扰的归一化空间频率; $\mathbf{I}_{MK}$ 为 MK 维的单位矩阵. 对于噪声,假设各接收机噪声为独立同分布的复高斯白噪声,则其协方差阵可以表示为

$$\mathbf{R}_n = \sigma_n^2 \mathbf{I}_{MKN} \quad (8)$$

式中: σ_n^2 为噪声功率.

令 $\mathbf{R}_u = \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_j + \mathbf{R}_n$, 最优权值为

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}_u^{-1} \mathbf{q}(f_{s,T}, f_{d,T}) \quad (9)$$

从式(9)可以看出,计算最优权时矩阵求逆的计算量为 $O(M^3 N^3 K^3)$, 求逆所需的最少样本数为 MNK . 在实际处理中这样的计算量和样本需求都很难满足要求,所以必须考虑进行降维处理.

2 LRC-RD 降维算法

本文的 MIMO 雷达降维空时自适应处理的结

构如图1所示。首先对每个阵元的接收信号用 M 个发射信号进行匹配滤波,得到 M 路输出;一个 CPI 内的 K 次脉冲都经过如此处理,然后将所有 KMN 路输出构成的全维数据用降维矩阵 T 进行降维,最后再用降维后的数据进行自适应处理,计算出降维后的最优权。在降维处理中,最重要的是设计降维矩阵 T ,使得在降低数据维数的同时,保证有足够的自由度来抑制降维后的杂波及干扰。Ward^[5] 提出一种利用杂波低秩特性来构造降维矩阵的算法,其降维后的理论性能可以达到全维处理的理论性能。本文结合 MIMO 雷达杂波和干扰的特点,将其推广到 MIMO 雷达 STAP 降维处理中。下面介绍具体的 LRC-RD 算法。

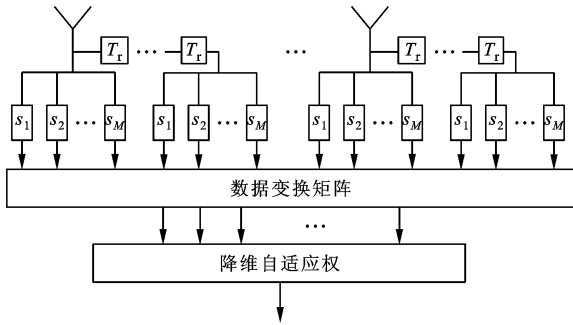


图1 MIMO 雷达降维 STAP 框图

MIMO 雷达训练样本的协方差阵可以写为

$$\mathbf{R}_u = \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_j + \mathbf{R}_n = \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_v \quad (10)$$

式中: $\mathbf{R}_v = \mathbf{R}_j + \mathbf{R}_n$ 为干扰加噪声协方差阵。杂波协方差阵 $\mathbf{R}_c$ 具有低秩特性,其秩 $r_c = \text{rank}(\mathbf{R}_c) = N + \gamma(M-1) + \beta(K-1)$ ^[2]。一般情况下, $r_c \ll KMN$ 。对 $\mathbf{R}_c$ 做特征值分解 $\mathbf{R}_c = \mathbf{E}_c \mathbf{\Lambda}_c \mathbf{E}_c^H$, 式中特征向量矩阵 $\mathbf{E}_c \in \mathbf{R}^{KMN \times r_c}$, 特征值矩阵 $\mathbf{\Lambda}_c \in \mathbf{R}^{r_c \times r_c}$ 。由子空间理论知 $\mathbf{E}_c$ 张成杂波子空间,并且有如下结论^[5]:若构造降维矩阵 $T = \mathbf{R}_v^{-1} \mathbf{B}$, 如果 $\mathbf{B}$ 满足 $\text{span}\{[\mathbf{E}_c, \mathbf{q}_T]\} \subset \text{span}\{\mathbf{B}\}$ (其中 $\mathbf{q}_T$ 为目标空时导向矢量), 则以 T 为降维矩阵对全维数据进行降维后得到的权值 $\mathbf{w}_T = (\mathbf{T}^H \mathbf{R}_u \mathbf{T})^{-1} (\mathbf{T}^H \mathbf{q}_T)$, 可以达到全维处理的权值 $\mathbf{w}_F = \mathbf{R}_v^{-1} \mathbf{q}_T$ 的性能。

下面将这种降维矩阵的构造方法应用于 MIMO 雷达。对于正侧阵放置的 MIMO 雷达,对于杂波的协方差阵为

$$\mathbf{R}_c = \sum_{i=1}^{N_c} \sigma_{ci}^2 \mathbf{q}(f_{sc,i}, f_{dc,i}) \mathbf{q}^H(f_{sc,i}, f_{dc,i}) \quad (11)$$

且其归一化空间频率与归一化多普勒频率满足 $f_{dc,i} = \beta f_{sc,i}$ 。 $\mathbf{q}(f_{sc,i}, f_{dc,i})$ 具有如下结构^[6]

$$\mathbf{q}(f_{sc,i}, f_{dc,i}) =$$

$$\begin{bmatrix} 1 \\ e^{j2\pi f_{sc,i}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi(N-1)f_{sc,i}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi\beta f_{sc,i}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi[\beta(K-1)+N-1]f_{sc,i}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi\gamma f_{sc,i}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi[\gamma(M-1)+\beta(K-1)+N-1]f_{sc,i}} \end{bmatrix} = \mathbf{E} \begin{bmatrix} 1 \\ e^{j2\pi f_{sc,i}} \\ e^{j2\pi^2 f_{sc,i}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi[\gamma(M-1)+\beta(K-1)+N-1]f_{sc,i}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{E}$ 为 $KMN \times r_c$ 维矩阵, $\mathbf{E}$ 的第 i 行第 l 列的元素为

$$[\mathbf{E}]_{i,l} = \begin{cases} 1, & i = (k-1)MN + (m-1)N + n \\ & \text{并且 } l = \beta(k-1) + \gamma(m-1) + n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

对于每个杂波点的导向矢量均有上述结构,所以 $\mathbf{E}$ 的列空间构成杂波的子空间,在已知发射阵元数 M 、接收阵元数 N 、脉冲数 K 、 β 和 γ 时, $\mathbf{E}$ 可以离线地由式(13)得到。

由上面的分析可以得到 $\text{span}(\mathbf{E}) = \text{span}(\mathbf{E}_c)$ 。假设待检测目标的空时导向矢量为 $\mathbf{q}_T(f_{sT}, f_{dT})$, 可以进一步得到 $\text{span}\{[\mathbf{E}, \mathbf{q}_T]\} = \text{span}\{[\mathbf{E}_c, \mathbf{q}_T]\}$ 。这样,可以构造 $\mathbf{B}$ 如下

$$\mathbf{B} = [\mathbf{E}, \mathbf{q}_T(f_{sT}, f_{dT})] \quad (14)$$

然后,由式(7)和式(8)的结构知,干扰加噪声协方差阵 $\mathbf{R}_v$ 有以下形式

$$\mathbf{R}_v = \mathbf{I}_{KM} \otimes \mathbf{R}_{vs} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{R}_{vs} = \mathbf{R}_{vj} + \sigma_n^2 \mathbf{I} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为接收维的干扰和噪声协方差阵。如果得到 $\mathbf{R}_{vs}$, 利用 $\mathbf{R}_v^{-1} = \mathbf{I}_{KM} \otimes \mathbf{R}_{vs}^{-1}$ 可以得到 $\mathbf{R}_v^{-1}$, 然后便可以构造降维矩阵 $T = \mathbf{R}_v^{-1} [\mathbf{E}, \mathbf{q}_T(f_{sT}, f_{dT})] \in \mathbf{R}^{KMN \times (r_c+1)}$, 并且用 T 降维后的自适应处理仍可以达到全维处理的最优性能。在实际中, $\mathbf{R}_{vs}$ 可以由在静默期的样本估计得到,在雷达的静默期,雷达不发射信号,接收信号中只包含干扰和噪声。在仿真实验中将评估用于估计 $\mathbf{R}_{vs}$ 的样本数对算法性能的影响。

经过降维矩阵 T 降维的数据协方差矩阵和目标导向矢量分别为 $\mathbf{R}_t = T^H \mathbf{R}_u T$ 和 $\bar{\mathbf{q}}_T = T^H \mathbf{q}_T$ 。降维后的自适应权值为 $\mathbf{w}_T = \mathbf{R}_t^{-1} \bar{\mathbf{q}}_T$, $\mathbf{w}_T \in \mathbf{R}^{(r_c+1) \times 1}$, 计算

滤波器权值的计算量变为 $O[(r_c + 1)^3]$, 所需的最小样本数为 $r_c + 1$. 假设目标可能出现在 K 个多普勒通道, 对每个多普勒通道的目标都要构造相应的降维矩阵, 然后求解滤波器权值, 则总的计算复杂度为 $O[K(r_c + 1)^3]$, 而计算每个多普勒通道的滤波器权值所需的最小样本数都为 $r_c + 1$. 无论是计算量还是所需样本数, 相比于全维处理时, 都有了很明显的减小.

以上为假设发射和接收阵都为均匀线阵的情况. 下面考虑发射和接收为非均匀线阵, 但是这里假设发射和接收阵元间距均为半波长的整数倍. 假设发射阵元位置矢量为 $\mathbf{d}_t = [0, d_{t,1}, d_{t,2}, \dots, d_{t,M-1}]^T$, 接收阵元位置矢量为 $\mathbf{d}_r = [d_{r,1}, d_{r,2}, \dots, d_{r,N}]^T$, 即以发射阵列的第一个阵元为参考阵元, 并且 $d_{t,m}$ 与 $d_{r,n}$ 均为以半波长为单位的整数, 则与导向矢量 $\mathbf{a}_t \otimes \mathbf{a}_r$ 对应的有效阵列的阵元位置矢量 $\mathbf{d}_e = [\mathbf{d}_t^T, d_{t,1} + d_r^T, d_{t,2} + d_r^T, \dots, d_{t,M-1} + d_r^T]^T$, $\mathbf{d}_e$ 为 $MN \times 1$ 维.

考虑双程为 $2vT_r$ 、以半波长为单位的相邻 2 次脉冲时刻载机运动的路程为 $d_a = 2vT_r / (0.5\lambda)$, 并且假设 d_a 为整数, 所以一个 CPI 内 K 次脉冲所对应的多普勒导向矢量可以等效为一个阵元间距为 $2vT_r$ 的均匀线阵的导向矢量. 以半波长为单位的阵元位置矢量可以写为 $\mathbf{d}_a = [0, d_a, \dots, (K-1)d_a]^T$. 为方便分析, 这里定义全维的空时导向矢量的形式为 $\mathbf{q} = \mathbf{a}_d \otimes \mathbf{a}_t \otimes \mathbf{a}_r$ (注意, 与之前定义 $\mathbf{q} = \mathbf{a}_t \otimes \mathbf{a}_d \otimes \mathbf{a}_r$ 略有不同, 但不影响问题的本质). 所以, 总的空时等效阵列的阵元位置矢量为 $\mathbf{d} = [\mathbf{d}_e^T, d_a + \mathbf{d}_e^T, 2d_a + \mathbf{d}_e^T, \dots, (K-1)d_a + \mathbf{d}_e^T]^T$, $\mathbf{d}$ 为 $KMN \times 1$ 维. 假设 $\mathbf{d}$ 中无重复的元素的个数为 r_c , 将这 r_c 个元素由小到大构成矢量 $\mathbf{d}_c$ ($\mathbf{d}_c$ 为 $r_c \times 1$ 维), 则

$$\mathbf{d} = \mathbf{E} \mathbf{d}_c \quad (16)$$

式中: $\mathbf{E}$ 为 $KMN \times r_c$ 维, $\mathbf{E}$ 的第 i 行只有第 k 个元素为 1, 其余的元素都为 0, i 和 k 满足 $\mathbf{d}(i) = \mathbf{d}_c(k)$, 即 $\mathbf{d}$ 的第 i 个元素为 $\mathbf{d}_c$ 的第 k 个元素. 易知, 必能从 $\mathbf{E}$ 中抽取 r_c 行构成 r_c 维单位矩阵 $\mathbf{I}$, 所以 $\mathbf{E}$ 满列秩, 即 $\text{rank}(\mathbf{E}) = r_c$.

对于任意的杂波点的空时导向矢量可以写为 $\exp(j\pi d \sin \theta_i \cos \phi_i)$, 其中 θ_i 和 ϕ_i 分别为杂波点的方位角和俯仰角, 存在如下关系

$$e^{j\pi d \sin \theta_i \cos \phi_i} = \mathbf{E} e^{j\pi \mathbf{d}_c \sin \theta_i \cos \phi_i} \quad (17)$$

对于每个杂波点的导向矢量都有此关系, 所以 $\text{span}(\mathbf{E})$ 张成杂波子空间, 杂波的秩为 r_c , $\mathbf{E}$ 的具体形式可以由 $\mathbf{d}$ 与 $\mathbf{d}_c$ 得到. 在得到杂波子空间 $\mathbf{E}$ 后,

便可以按照之前的方法构造降维矩阵进行降维处理.

3 仿真实验

通过仿真实验来验证 LRC-RD 算法的有效性. 仿真参数的设置如下: 发射阵元数 $M=5$, 接收阵元数 $N=8$, 收发同置, 都为均匀线阵, 正侧阵放置, 阵元间距半波长, 此时 $\gamma=1$; 在 1 个 CPI 内的脉冲数 $K=8$, 载机高度为 9 km, 速度为 120 m/s, $\beta=1$; 目标在正侧视方向, 杂噪比为 40 dB, 噪声为复高斯白噪声; 存在 2 个有源干扰, 干扰的方向分别为 $\theta_1 = 20^\circ$ 、 $\theta_2 = -30^\circ$. 仿真中采用信杂噪比损失来衡量算法的性能, 信杂噪比损失的定义为系统输出的信干杂噪比与只含噪声情况下的匹配滤波器的输出信噪比之比^[9].

实验 1 评估 LRC-RD 算法随估计 $\mathbf{R}_{vs}$ 样本数收敛性能. 假设要检测的目标的归一化多普勒频率为 0.33, 杂波的秩 $r_c = 19$, 所以降维后的数据维数为 20. 图 2 为 $\mathbf{R}_t$ 为理论值和估计 $\mathbf{R}_t$ 样本数为数据维数的 2 倍即 40 时, LRC-RD 算法随估计 $\mathbf{R}_{vs}$ 样本数的收敛曲线. 其中, 估计 $\mathbf{R}_{vs}$ 起始样本数为 8, 图中曲线为 100 次 Mont Carlo 实验平均的结果. 从图 2 中可以看出: 在 $\mathbf{R}_t$ 为理论值时, LRC-RD 算法在估计 $\mathbf{R}_{vs}$ 样本数为 30 左右时收敛, 并且收敛后逼近了理论的最优的性能; 在 $\mathbf{R}_t$ 用 40 个样本估计时, LRC-RD 算法的收敛速度与 $\mathbf{R}_t$ 为理论值时的收敛速度近似, 并且收敛后与理论的最优的信杂噪比损失相差 3 dB 左右, 符合自适应权的训练样本数为数据维数 2 倍时的特性^[11]. 由于 $\mathbf{R}_{vs}$ 的维数为接收阵元数, 所以算法收敛较快.

实验 2 比较 3 种算法随自适应权值的训练样本数的收敛性能. 待检测目标的归一化多普勒频率为 0.33. 图 3 比较了 LRC-RD 算法、文献[3]算法和文献[4]算法的信杂噪比损失随自适应权的训练样本数的收敛情况. 对于 LRC-RD 算法, 固定估计干扰加噪声接收协方差阵 $\mathbf{R}_{vs}$ 的样本数为 100. 图中 3 种算法的曲线均为 100 次 Mont Carlo 实验平均的结果. 从图 3 可以看出: LRC-RD 算法的收敛速度与文献[4]算法的收敛速度相似, 但在收敛后的性能高出 1.3 dB 左右, 这是由于 LRC-RD 算法的理论性能可以达到全维处理的理论性能, 而文献[4]的算法由于采用的是双迭代算法, 得到的只是局部的极值, 不能保证收敛于全局最优解; 相比文献[3]算法, LRC-RD 算法的收敛速度更快, 在小样本时, 性能的优势

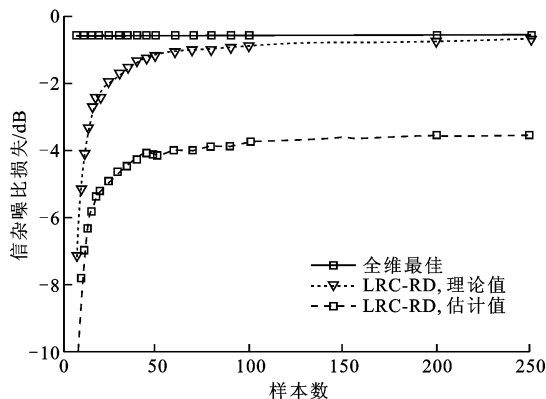
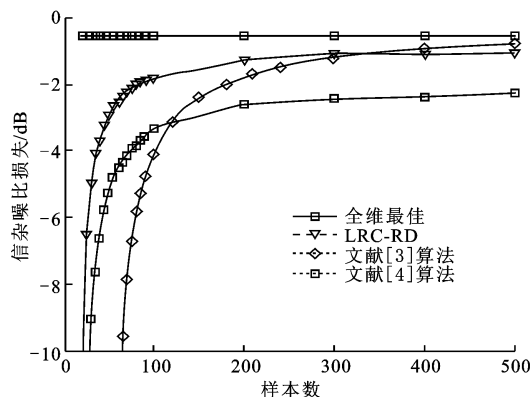
图2 LRC-RD算法随估计 $\mathbf{R}_{\text{vs}}$ 样本数的收敛曲线

图3 3种算法随计算自适应权的训练样本数的收敛曲线

比较明显,达到了进行降维处理的目的,但在样本数多于350后性能略差于文献[3]算法。这是由于LRC-RD算法在估计有源干扰加噪声的协方差矩阵 $\mathbf{R}_{\text{vs}}$ 时只用了100个样本。从之前的图2中可以看出,增加估计 $\mathbf{R}_{\text{vs}}$ 的样本数,LRC-RD算法性能可以接近最优的性能。

为了更进一步说明LRC-RD算法在小样本时的优势,在为训练样本数为40时,比较了3种算法的信杂噪比损失随目标归一化多普勒频率变化的曲线,如图4所示。可以看出,不论在低速区还是高速区,LRC-RD算法的性能都要好于另外2种算法。在高速区,LRC-RD算法的信杂噪比损失高出文献[4]算法5 dB左右,高于文献[3]算法17 dB左右,表明了LRC-RD算法在小样本时的优越性。

实验3 验证存在阵列误差时LRC-RD算法的性能。在阵元位置误差的方差为0.1、0.2、以半波长为单位时,3种算法的信杂噪比损失比较如图5、图6所示。可以看出,与图4没有误差时相比,3种算法性能受到的影响不大,LRC-RD算法只是在高速区略有下降,但当阵元位置误差较大,方差为0.2时

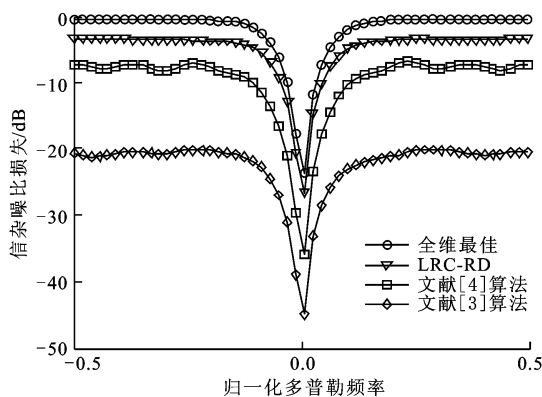


图4 3种算法的信杂噪比损失曲线

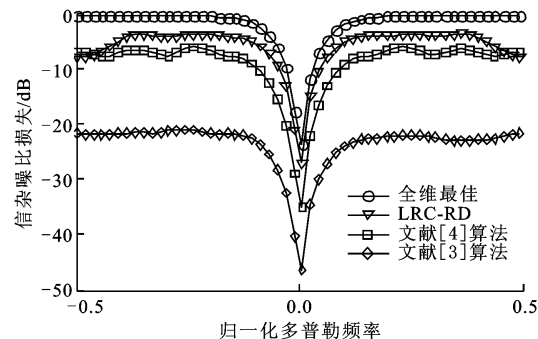


图5 阵元位置误差方差为0.1时3种算法的信杂噪比损失曲线

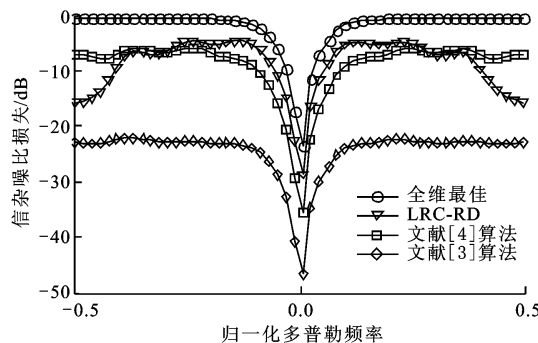


图6 阵元位置误差方差为0.2时3种算法的信杂噪比损失曲线

(如图6所示),LRC-RD算法的性能在高速区受到影响较大,与图4在没有误差时相比下降了10 dB左右,而文献[3]和文献[4]算法相对稳健,性能影响不大。图7和图8为阵元存在不同阵元幅度误差时的性能比较,相位误差 $[-18^\circ, 18^\circ]$ 均匀分布。图7表明,3种算法所受影响都很小。但是,当幅度误差方差增加到0.1时,从图8可以看出,3种算法性能都有了不同程度的下降,文献[4]算法相对最稳健,LRC-RD算法和文献[3]算法都下降较大,LRC-RD算法性能已经差于文献[4]算法。从实验3的结果可以看出,在出现模型失配时,LRC-RD算法所受影响

较大,稳健性不如另外 2 种算法。这是由于 LRC-RD 算法相对于另外 2 种算法用到了更多的先验信息,在先验信息与模型相符合时,LRC-RD 算法要好于另外 2 种算法,但当模型出现失配时,受到的影响也最大。在实际中,可以考虑先进行误差校正,然后再结合 LRC-RD 算法进行降维自适应处理。

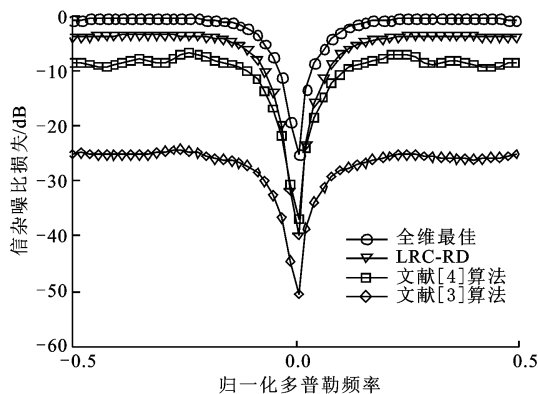


图 7 阵元幅度误差方差为 0.05 时 3 种算法的信杂噪比损失曲线

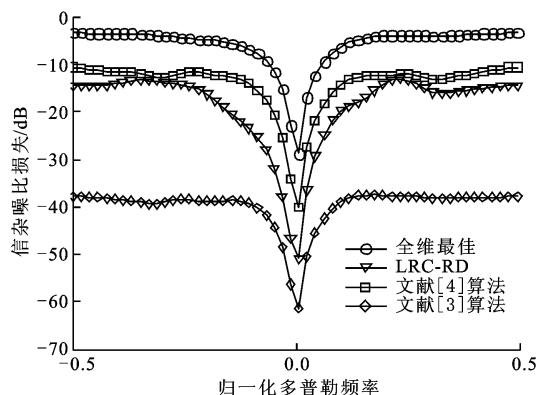


图 8 阵元幅度误差方差为 0.1 时 3 种算法的信杂噪比损失曲线

4 结 论

本文将传统雷达空时自适应处理中一种利用杂波低秩特性构造降维矩阵的算法推广到机载 MIMO 雷达,提出一种降维空时自适应处理算法——LRC-RD。LRC-RD 算法明显地降低了计算复杂度和所需训练样本数,并且其理论性能可以达到全维处理的理论性能。仿真实验证明了 LRC-RD 算法的有效性。然而,LRC-RD 算法只适用于特定的线阵和理想的杂波模型,对于更复杂的布阵结构,如圆阵等,以及在非正侧阵时的情况不再适应。下一步拟根

据实际情况建立杂波模型,分析其杂波子空间,然后进行降维处理;对于 MIMO 雷达,从发射正交波形时的情况到发射非正交波形时的情况也是今后研究的重点。

参考文献:

- [1] BLISS D W, FORSYTHE K W. Multiple-input multiple-output (MIMO) radar and imaging: degrees of freedom and resolution[C] // Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, System, and Computers, Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2003: 54-59.
- [2] CHEN Chunyang, VAIDYANATHAN P P. MIMO radar space time adaptive processing using prolate spheroidal wave functions [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(2): 623-635.
- [3] 李彩彩, 廖桂生, 朱圣棋, 等. MIMO 雷达子阵级 m-Capon 方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(6): 1117-1120.
- LI Caicai, LIAO Guisheng, ZHU Shengqi, et al. Study of subarray domain m-Capon method for MIMO radar[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1117-1120.
- [4] 吕晖, 冯大政, 和洁, 等. 机载 MIMO 雷达两级降维杂波抑制方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(3): 805-809.
- LÜ Hui, FENG Dazheng, HE Jie, et al. Two-stage reduced-dimension clutter suppression method for airborne MIMO radar [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 33(4): 805-809.
- [5] WARD J. Space-time adaptive processing for airborne radar, 1015[R]. Lexington, MA, USA; MIT Lincoln Lab., 1994.
- [6] 吕晖, 冯大政, 和洁, 等. 一种简化的机载 MIMO 雷达杂波特征相消器[J]. 航空学报, 2011, 32(5): 866-872.
- LÜ Hui, FENG Dazheng, HE Jie, et al. A simplified eigencanceler for airborne MIMO radar clutter suppression [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(5): 866-872.
- [7] REED I S, MALLET J D, BRENNAN L E. Rapid convergence rate in adaptive arrays [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1974, 10(6): 853-863.

(编辑 刘杨)