

• 成电青年学者·信息与通信工程专栏 •

降维 STAP 中稀疏恢复的角度多普勒 通道选择方法



史靖希, 程子扬, 何子述*, 张 伟, 陆晓莹

(电子科技大学信息与通信工程学院 成都 611731)

【摘要】在机载雷达信号处理中, 高强度的地杂波严重影响信号检测性能, 而空时自适应处理 (STAP) 是一种有效抑制杂波的技术。实际处理中, 由于杂波的非均匀性, 空时自适应处理往往面临着可用有效样本数较少的问题, 同时机载雷达处理的信号维度极为庞大。为了解决这些问题, 提出了一种基于稀疏恢复的降维 STAP 通道选择方法。利用少量样本通过稀疏恢复的方法估计出全维度的杂波协方差矩阵 (CCM), 并以此为依据评估各个通道的重要性, 选择合适的通道构造出降维后的杂波协方差矩阵并进行 STAP 处理, 解决了有效样本较少的问题, 同时保证了降维算法的性能。数值仿真验证了算法有效且比典型的稀疏 STAP 算法效果更好, 讨论了在不同样本数下, 输出性能与通道数的关系, 结论具有工程应用意义。

关键词 机载雷达; 通道选择; 空时自适应处理; 稀疏恢复

中图分类号 TN958 文献标志码 A doi:10.12178/1001-0548.2021325

Angle-Doppler Channel Selection Method via Sparse Recovery for Reduced-Dimension STAP

SHI Jingxi, CHENG Ziyang, HE Zishu*, ZHANG Wei, and LU Xiaoying

(School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

Abstract In the airborne radar signal processing, the strong ground clutter is a major problem affecting the signal detection performance. The space-time adaptive processing (STAP) is an effective technique to suppress the clutter. In practical processing, because of the non-stationarity of the clutter, the STAP usually faces the problem of a small number of available valid samples. In order to solve this problem, an angle-Doppler channel selection method based on sparse recovery is proposed. We utilize a small number of samples to estimate the full-dimensional clutter covariance matrix (CCM) via the sparse recovery method and evaluate the importance of each channel with the estimated full-dimensional CCM. Then we select the appropriate channels to construct the reduced-dimensional clutter covariance matrix for the STAP processing. The proposed algorithm can solve the problem of few samples with good performance of the reduced-dimension STAP (RD-STAP). The numerical simulation verifies that the algorithm is effective and better than several typical STAP algorithms. The relationship between output performance and the number of channels under different sample numbers is also discussed.

Key words airborne radar; channel selection; space-time adaptive processing (STAP); sparse recovery

在机载雷达的动目标检测中, 目标往往被淹没在强地杂波的背景中, 为了解决强杂波的干扰, 提高输出的信杂噪比, 空时自适应处理 (space-time adaptive processing, STAP) 作为一种有效方法被提出^[1]。STAP 利用杂波噪声协方差矩阵来构造滤波器权值, 对接收到的回波信号进行处理, 抑制其中的杂波噪声干扰。在理想情况下, 需要使用真实的杂波噪声协方差矩阵对杂波和噪声进行对消, 但在

实际应用中, 通常无法获得真实的杂波噪声协方差矩阵 (clutter-plus-noise covariance matrix, CCM), 所以通常利用待检测距离单元相邻近的距离环来估计样本协方差矩阵 (sample covariance matrix, SCM), 并以此代替真实的 CCM 进行处理。因此, 估计的杂波噪声协方差矩阵的准确与否是决定杂波抑制效果好坏的重要一环。根据 RMB 准则^[2], 为了获得稳定的杂波抑制效果, 需要的独立同分布 (independent

收稿日期: 2021-11-05; 修回日期: 2021-12-22

基金项目: 国家自然科学基金 (62001084, 61771316)

作者简介: 史靖希 (1992-), 男, 博士生, 主要从事相控阵雷达干扰抑制、空时自适应处理等方面的研究。

*通信作者: 何子述, E-mail: zshe@uestc.edu.cn

and identically distributed, IID) 的样本数必须是自由度的两倍。由于杂波环境的非平稳性, 实际情况中往往没有足够多的有效样本距离环可用做 SCM 估计。

针对 STAP 目前面临的问题, 学者们提出了一些改进的 STAP 方法, 主要包括降秩 (reduced-rank, RR)STAP 方法和降维 (reduced-dimension, RD)STAP。RR-STAP 方法将数据投影到更低维的子空间。如主分量法 (principal component, PC) 通过对杂波协方差矩阵特征分解, 从大到小依次保留若干个大特征值和所对应的特征向量, 重新构造杂波子空间^[3]。多级维纳滤波 (multistage wiener filter, MSWF) 用 Krylov 子空间来重新张成杂波子空间^[4]。文献 [5] 提出了基于最大最小算法进行天线脉冲选择, 从而降低杂波秩减小计算量的降秩算法。值得注意的是, RR-STAP 方法由于秩的减少, 最终性能的损失可能是巨大的, 当处理后的秩小于杂波秩时, 检测性能会急剧下降。

RD-STAP 的思路是, 不再进行全维度的 STAP 处理, 在自适应滤波前, 只选择部分角度多普勒通道进行 STAP 处理, 在保证良好的杂波干扰抑制性能的情况下, 降低计算复杂度。经典的 RD-STAP 方法有 JDL^[6]、STMB^[7]、ACP^[8]、BCM^[9] 和递归优选^[10] 方法等。将信号通过二维 FFT 处理变换到角度多普勒域后, JDL 选择保留与主通道周围相邻的固定区域内的通道进行后续处理, STMB 选择保留以主通道为中心的十字型通道, ACP 保留所有对角线上的通道以及主通道对应的所有角度通道, 这些方法并不能保证保留了效果最好的通道, 因为它们并不是以最优输出性能为目标的。BCM 是一种灵活的选择方式, 通过评估每个角度多普勒通道对输出信杂噪比的影响, 选择保留对最终输出影响最大的若干通道进行对消, 但 BCM 算法进行了全维度的特征分解, 仍然具有较高的计算复杂度。文献 [10] 通过递推的方法找到每个对最终输出影响最大的通道且避免了对矩阵的特征分解, 降低了运算复杂度, 但是该方法非常依赖估计的 CCM 的准确度, 在样本数很少, 估计的 CCM 并不准确时, 对每个通道影响的评估会产生偏差, 导致输出性能并不理想。因此, 如何在少量样本情况下, 评估每个通道的有效性是关注的重点。

近年来, 随着稀疏恢复 (sparse recovery, SR) 技巧的发展, SR-STAP 引起了广泛关注, SR-STAP 通过利用完整角度多普勒平面上观测场景的稀疏

性, 把 STAP 问题描述成一个稀疏恢复问题, 直接计算出 STAP 滤波器的权值^[11-12]。但这样直接计算出的权值有时效果并不好, 尤其是在样本数特别少的情况下^[12-13]。因此这里提出, 在极少量样本的情况下, 利用稀疏恢复的方法估计出 CCM, 并将其运用到通道选择的评估中, 而非像传统的 SR-STAP 那样直接应用到滤波器权值计算中。虽然利用极少样本通过稀疏恢复方法估计的 CCM 无法得到准确的滤波器权值, 但用来评估各个角度多普勒通道并设计降维矩阵已足够有效。

考虑比较极端异构的杂波环境背景, 只有 1~2 个样本数可以使用的情况。由于样本数不足, SCM 无法准确选择出合适的角度多普勒通道并进行 RD-STAP, 而传统的 SR-STAP 方法同样无法直接获得准确的滤波器权值。因此一种新的 RD-STAP 方法在本文中被提出, 利用稀疏恢复方法估计 CCM, 并以此评估每个角度多普勒通道对输出信杂噪比 (signal to clutter-plus-noise ratio, SCNR) 的作用, 设计通道降维矩阵, 选择出对输出影响最大的若干个通道, 进行后续的 STAP 处理。仿真结果表明, 当样本数量非常受限的情况下, 本文方法相比于传统的 SR-STAP 和利用 SCM 进行的通道优选方法, 能有更好的输出 SCNR。同时, 也分析了不同样本数和选用不同通道数对最终输出的影响, 样本数越多, 输出性能越好, 而随着协方差矩阵估计精度的提高, 选用更多的通道能有更好的杂波抑制效果。

1 信号模型

如图 1 所示, 考虑一个正侧视的窄带脉冲多普勒机载雷达系统, 假设这个雷达系统有 N 个阵元均匀线性排列, 飞机平台以速度 v_0 向前飞行, 在一个相干处理周期 (coherent pulse interval, CPI) 内有 M 个脉冲。那么接收到的待检测距离环的回波信号可以写成一个大小为 $MN \times 1$ 的向量:

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_t + \mathbf{x}_c + \mathbf{n} \quad (1)$$

式中,

$$\mathbf{x}_t = \alpha_0 \mathbf{a}(f_{d,0}, f_{s,0}) = \alpha_0 \mathbf{a}_t(f_{d,0}) \otimes \mathbf{a}_s(f_{s,0}) \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_c = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_i \mathbf{a}(f_{d,i}, f_{s,i}) = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_i \mathbf{a}_t(f_{d,i}) \otimes \mathbf{a}_s(f_{s,i}) \quad (3)$$

式中, \mathbf{n} 表示零均值功率为 σ_n^2 加性高斯白噪声; \mathbf{a} 表示空时导向矢量; α_0 表示目标的复幅度, 包含

了目标回波的幅度和相位; $\mathbf{a}_t(f_d) = [1, e^{j2\pi f_d}, e^{j2\pi \times 2 f_d}, \dots, e^{j2\pi \times (M-1) f_d}]$ 表示时域导向矢量; $\mathbf{a}_s(f_s) = [1, e^{j2\pi f_s}, e^{j2\pi \times 2 f_s}, \dots, e^{j2\pi \times (N-1) f_s}]$ 表示空域的导向矢量; $f_{s,0} = d \sin(\theta_0)/\lambda$ 和 $f_{d,0} = 2v_i/\lambda$ 分别是目标的归一化多普勒频率和归一化空间频率; 类似的, α_i 表示每个杂波块的对应的复幅度, $f_{s,i} = d \sin(\theta_i)/\lambda$ 和 $f_{d,i} = 2v_i/\lambda$ 分别是第 i 个杂波块的多普勒频率和空间频率; v_i 表示第 i 个杂波块与阵列的相对径向速度; N_c 表示同一个等距离环被分成的杂波块数。

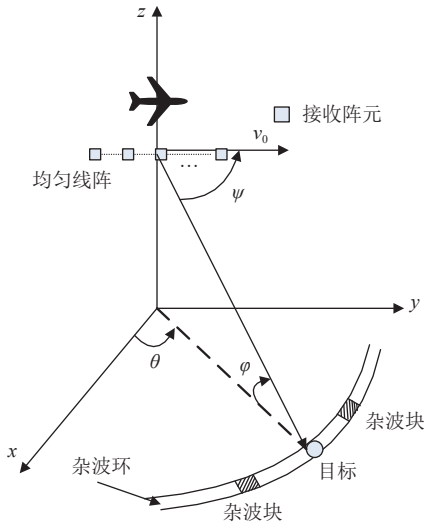


图 1 正侧视机载雷达系统模型

同样的, 其他距离环的杂波回波可以表示为:

$$\mathbf{x}_{c,l} = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_{i,l} \mathbf{a}(f_{d,i,l}, f_{s,i,l}) = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_{i,l} \mathbf{a}_t(f_{d,i,l}) \otimes \mathbf{a}_s(f_{s,i,l}) \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

式中, $f_{d,i,l}$ 和 $f_{s,i,l}$ 分别是各个杂波块的归一化多普勒频率和归一化空间频率; L 表示所使用的所有距离环数目, 也就是样本数。理想的 CCM 可以写成:

$$\mathbf{R}_{cn} = E[(\mathbf{x}_c + \mathbf{n})(\mathbf{x}_c + \mathbf{n})^H] = \sum_{i=1}^{N_c} E(\alpha_i^2) \mathbf{a}(f_{d,i}, f_{s,i}) \mathbf{a}^H(f_{d,i}, f_{s,i}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{MN} \quad (5)$$

SCM 可以写成:

$$\mathbf{R}_{cn, \text{sample}} = E[(\mathbf{x}_{c,l} + \mathbf{n})(\mathbf{x}_{c,l} + \mathbf{n})^H] = \sum_l \mathbf{x}_{c,l} \mathbf{x}_{c,l}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{MN} \quad (6)$$

2 基于稀疏恢复的通道优选 STAP

在角度多普勒域中, 杂波的能量更为集中, 进

行降维处理时, 舍弃部分通道并不会造成大量的 SCNR 损失。因此, 在进行 RD-STAP 处理前, 先通过线性变换 \mathbf{T} 将接收的阵元脉冲域数据转换到角度多普勒域:

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

在均匀线阵中, 一般通过对数据进行二维 DFT 将其转换到角度多普勒域, 那么 \mathbf{T} 可以表示成如下形式:

$$\mathbf{T} = [\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2, \dots, \mathbf{T}_{MN}] \quad (8)$$

式中, $\mathbf{T}_{mn} = \mathbf{a}_s(n/N) \otimes \mathbf{a}_t(m/M)$ 。

同样的, 转换到角度多普勒域的目标导向矢量为 $\mathbf{a}_T = \mathbf{T}^H \mathbf{a}(f_{d,0}, f_{s,0})$, 角度多普勒域的协方差矩阵可以写成 $\mathbf{R}_T = \mathbf{T}^H \mathbf{R}_{cn} \mathbf{T}$ 。

通过求解 MVDR 问题可以得到全维度 STAP 的最优权值为^[14]:

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mu \mathbf{R}_T^{-1} \mathbf{a}_T \quad (9)$$

式中, $\mu = 1/\mathbf{a}_T^H \mathbf{R}_T^{-1} \mathbf{a}_T$ 是归一化常数。由于理想 CCM 是未知的, 通常用估计的 CCM $\hat{\mathbf{R}}_T$ 来代替 \mathbf{R}_T 。则对应的权值为 $\hat{\mathbf{w}} = \mu \hat{\mathbf{R}}_T^{-1} \mathbf{a}_T$, 输出的信杂噪比为:

$$\text{SCNR}_{\text{out}} = |\alpha_0|^2 \frac{|\mathbf{a}_T^H \hat{\mathbf{R}}_T^{-1} \mathbf{a}_T|^2}{\mathbf{a}_T^H \hat{\mathbf{R}}_T^{-1} \mathbf{R}_T \hat{\mathbf{R}}_T^{-1} \mathbf{a}_T} \quad (10)$$

由于全维度的 CCM 是一个维度为 $MN \times MN$ 的矩阵, 对它求逆需要巨大的计算量, 因此需要考虑降低 CCM 的维度来达到降低计算量的目的。

2.1 通道选择方法

引入一个通道选择矩阵 $\mathbf{P}_k \in \{0, 1\}^{MN \times k}$, 它由 \mathbf{I}_{MN} 的 k 列构成, k 表示所选择的通道数目。那么经过选择后的数据可以表示为 $\mathbf{x}_k = \mathbf{P}_k^H \mathbf{x}_T$, 则选择 k 个通道后的杂波协方差矩阵可以表示为:

$$\mathbf{R}_k = E[\mathbf{P}_k^H \mathbf{x}_T (\mathbf{P}_k^H \mathbf{x}_T)^H] = \mathbf{P}_k^H \mathbf{R} \mathbf{P}_k \quad (11)$$

在增加一个通道后, 杂波协方差矩阵变成:

$$\mathbf{R}_{k+1} = [\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{R} [\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}] = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_k^H \mathbf{R} \mathbf{P}_k & \mathbf{P}_k^H \mathbf{R} \mathbf{p}_{k+1} \\ \mathbf{p}_{k+1}^H \mathbf{R} \mathbf{P}_k & \mathbf{p}_{k+1}^H \mathbf{R} \mathbf{p}_{k+1} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中, \mathbf{p}_{k+1} 表示第 $k+1$ 次选择通道对应的选择向量。根据矩阵求逆引理, 可得:

$$\mathbf{R}_{k+1}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_k^H \mathbf{R} \mathbf{P}_k & \mathbf{P}_k^H \mathbf{R} \mathbf{p}_{k+1} \\ \mathbf{p}_{k+1}^H \mathbf{R} \mathbf{P}_k & \mathbf{p}_{k+1}^H \mathbf{R} \mathbf{p}_{k+1} \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} + \rho \begin{bmatrix} \mathbf{A} \mathbf{A}^H & \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^H & \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中,

$$\mathbf{A} = -\mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{P}_k^H \mathbf{R} \mathbf{p}_{k+1})$$

$$\rho = \frac{1}{\mathbf{p}_{k+1}^H \mathbf{R} \mathbf{p}_{k+1} - (\mathbf{p}_{k+1}^H \mathbf{R} \mathbf{P}_k) \mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{P}_k^H \mathbf{R} \mathbf{p}_{k+1})} \quad (14)$$

那么有:

$$\text{SCNR}_{\text{out}}(k+1) = |\alpha_0|^2 ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T)^H (\hat{\mathbf{R}}_{k+1})^{-1} ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T) = |\alpha_0|^2 ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T)^H \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T) + \rho |\alpha_0|^2 ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T)^H \begin{bmatrix} \mathbf{A} \mathbf{A}^H & \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^H & \mathbf{1} \end{bmatrix} ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T) = \text{SCNR}_{\text{out}}(k) + \Delta \text{SCNR}_{\text{out}} \quad (15)$$

在选择 k 个通道后, 选择第 $k+1$ 个通道时, 对剩余的 $MN-k$ 个通道, 计算每一个通道对应的 $\Delta \text{SCNR}_{\text{out}}$, 选择最大的 $\Delta \text{SCNR}_{\text{out}}$ 对应的通道作为第 $k+1$ 的选择。不难看出, $\Delta \text{SCNR}_{\text{out}}$ 非常依赖 CCM \mathbf{R} 的准确度, 通常用 SCM $\mathbf{R}_{\text{cn, sample}}$ 代替, 但是在可用样本数极少的情况下, 所估计的 SCM 非常不准确, 会导致无法选出合适的角度多普勒通道来进行降维处理, 最终杂波抑制效果很差, 因此这里利用稀疏恢复的方法估计 CCM, 并用它来评估各个通道的 $\Delta \text{SCNR}_{\text{out}}$, 以选出更合适的通道。

2.2 稀疏恢复估计协方差矩阵

杂波谱在角度多普勒域具有稀疏性, 即杂波谱只占据了所有空时频率的一小部分, 基于稀疏恢复的 STAP 方法利用这一特性, 构造整个角度多普勒频率平面的网格, 采用稀疏恢复的算法来估计 CCM。

具体地, 将归一化空间频率 $f_s \in [-0.5, 0.5]$ 和归一化多普勒频率 $f_d \in [-0.5, 0.5]$ 分别均匀划分成 N_s 和 N_d 份构成角度多普勒频率的网格平面, $N_s N_d \gg MN$, 所有的网格组成了空时字典:

$$\Phi^{(d)} = [\mathbf{a}(f_{d,1}, f_{s,1}), \dots, \mathbf{a}(f_{d,m}, f_{s,n}), \dots, \mathbf{a}(f_{d,N_d}, f_{s,N_s})] \quad (16)$$

字典中每一个非零元素即表示在对应的归一化空间频率和归一化多普勒处存在一个散射体, 因此, 利用该空时字典, 杂波的回波信号可以看成是各个具有不同幅度和相位的网格的累加, 即各个距

离环样本的等效稀疏表示可以写成:

$$\mathbf{y}_l = \Phi^{(d)} \rho_{c,l} + \mathbf{n}_l \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (17)$$

为了保证稀疏性, 这里要求 $\rho_{c,l}$ 中的非零元素尽量少, 因此需要最小化 $\rho_{c,l}$ 中非零元素的数目, 即 $\|\rho_{c,l}\|_0$ 。所以, 利用稀疏恢复方法估计协方差矩阵的问题可以写成如下形式:

$$\hat{\rho}_{c,l} = \arg \min_{\rho_{c,l}} \|\rho_{c,l}\|_0 \quad \text{s.t. } \mathbf{y}_l = \Phi^{(d)} \rho_{c,l} + \mathbf{n}_l \quad (18)$$

由于最小化零范数是一个 NP 难问题, 这里利用凸松弛将零范数替换成一范数, 使得问题变成凸问题的同时仍是一个稀疏度的求解问题。利用 LASSO 估计器解决该优化问题并得到解:

$$\hat{\rho}_{c,l}^{(\text{LASSO})} = \arg \min_{\rho_{c,l}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_l - \Phi^{(d)} \rho_{c,l}\|_2^2 + \kappa_l \sigma_n \|\rho_{c,l}\|_1 \quad (19)$$

式中, κ_l 是调节系数。

那么利用稀疏恢复方法估计的 CCM 可以写成:

$$\hat{\mathbf{R}}_c = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \sum_{g \in \ell_l} |\hat{\rho}_{c,l,g}|^2 \mathbf{a}_g \mathbf{a}_g^H \quad (20)$$

式中, ℓ_l 为根据第 l 个样本数据非零支持集。

将 $\hat{\mathbf{R}}_c$ 代入式 (15) 的 $\Delta \text{SCNR}_{\text{out}}$ 中, 能得到:

$$\Delta \widehat{\text{SCNR}}_{\text{out}} = |\alpha_0|^2 \rho ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T)^H \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{A}} \hat{\mathbf{A}}^H & \hat{\mathbf{A}} \\ \hat{\mathbf{A}}^H & \mathbf{1} \end{bmatrix} ([\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]^H \mathbf{a}_T) \quad (21)$$

式中, $\hat{\mathbf{A}} = -\mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{P}_k^H \hat{\mathbf{R}}_c \mathbf{p}_{k+1})$ 。

假定最终选择通道数目为 K , 那么基于稀疏恢复的通道选择 STAP 方法如算法 1 所示。

算法 1 基于稀疏恢复的通道选择 STAP 方法

设定通道选择数目 K , 初始化迭代次数 $k=0$;

根据少量样本通过稀疏恢复得到估计的杂波噪声协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_c$;

将主通道作为第一个选择的通道, 设置 $k=1$, 代入 \mathbf{P}_k ;

While $k < K$ do

将 $\hat{\mathbf{R}}_c$ 代入式 (21), 针对剩余的 $MN-k$ 个通道依次计算 $\Delta \widehat{\text{SCNR}}_{\text{out}}$, 找出最大的 $\Delta \widehat{\text{SCNR}}_{\text{out}}$ 所对应的通道作为 \mathbf{p}_{k+1} ;

更新 $\mathbf{P}_{k+1} = [\mathbf{P}_k, \mathbf{p}_{k+1}]$, $k = k + 1$;

end while

计算 STAP 滤波器权值 $\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{P}_{k+1}^H \hat{\mathbf{R}}_c \mathbf{P}_{k+1})^{-1} (\mathbf{P}_{k+1}^H \mathbf{a}_T)$

3 仿真

本节对提出的算法进行数值仿真。考虑一个正侧视均匀线阵，主要仿真参数如下：阵元数 $N = 16$ ，一个 CPI 内脉冲数 $M = 16$ ， $\lambda = 0.25$ m，阵元间距为半波长 $d = \lambda/2$ ，脉冲重复频率 $f_r = 2000$ Hz，雷达平台高度 $H = 3000$ m，平台运动速度 $v = 125$ m/s，杂波噪声比 $CNR = 30$ dB，字典矩阵中 $N_s = N_d = 100$ ，即归一化角度和多普勒频率分别被均匀分成了 100 份。

图 2 比较了在只有一个样本可用，即样本数 $L = 1$ 的情况下，JDL、通道优选、SR-STAP 和所提算法的输出 SCNR 损失，JDL 与通道优选采用的均是一个样本估计的 SCM，且 JDL、通道优选和本文算法所选用的通道数 $K = 9$ 。从图中可以看出，JDL 3×3 和通道优选的算法输出结果很糟糕。对于 JDL 3×3 ，样本数不满足 RMB 准则，导致性能下降过多。对于通道优选算法，由于样本数过少，用样本估计出的 CCM 无法准确评估出每个通道对输出 SCNR 的影响，导致每次选择的通道并不能很好地对消杂波，最终输出性能不理想。而 SR-STAP 方法，在样本数有限的情况下，与最优输出相比，性能下降仍然十分严重。本文算法与其他算法相比均能大幅提升性能，对比 SR-STAP 的输出 SCNR 损失，平均高出 5~6 dB。

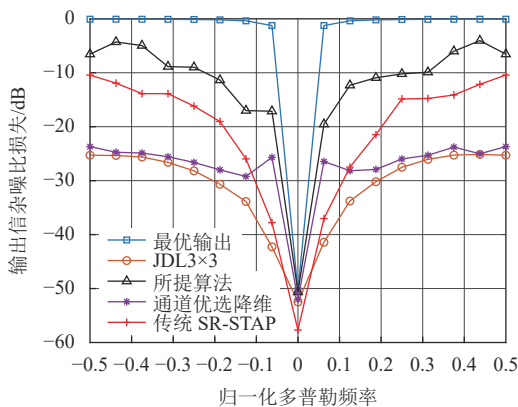


图 2 不同算法 SCNR 损失比较

图 3 在仿真中增加了一些样本数，在只有 1 个样本和 2 个样本的情况下，对本文算法和 SR-STAP 算法的性能进行了比较，本文算法选用的通道数 $K = 9$ 。本文算法不仅在只有一个样本的情况下有效，当有更多的样本可供使用时，虽然 SR-STAP 的性能有所提升，但本文算法仍然具有一定优势，通过稀疏恢复估计出的杂波协方差矩阵更为准确，因此选择出的通道同样具有相当好的效果。

因此，输出信杂噪比性能得到提升，仍比 SR-STAP 输出性能好。

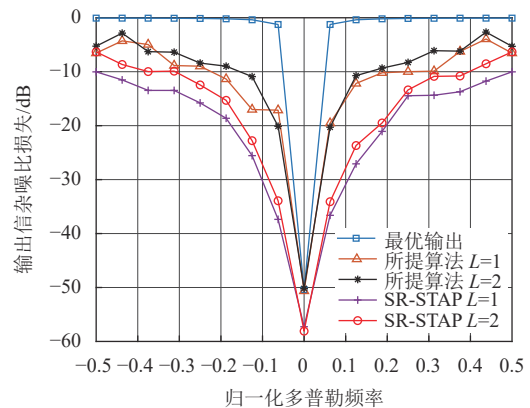


图 3 不同样本数算法输出性能比较

在图 4 中，将可用样本数从 1 个增加至 20 个，比较在不同样本数下，输出的信杂噪比大小。可以看出，随着样本数目的增加，所估计的协方差矩阵更为准确，输出的信杂噪比也趋于稳定。

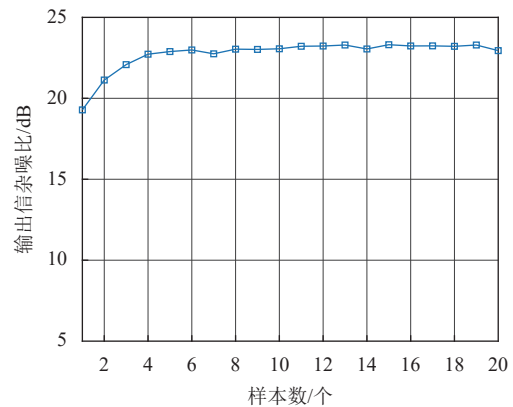


图 4 输出信杂噪比随样本数的变化

选择不同数目的通道数进行降维也会影响杂波干扰抑制的效果，接下来的仿真固定样本数，增加选用的通道数目。当可用样本数有限时，仅需少量通道数目就能获得较好的信杂噪比输出，而随着通道数的增加，反而会导致性能衰减。图 5 是仅使用 1 个样本，即 $L = 1$ ，目标在不同的多普勒通道内时，输出性能随通道数变化的曲线，这里选用的 4 个通道归一化多普勒频率， f_d 分别为 14/16、13/16、5/16、3/16。使用 10 个通道可以得到非常好的杂波抑制效果。由于样本数非常有限，利用稀疏恢复估计的协方差矩阵也不够准确，使用更多通道会越来越不满足 RMB 准则，导致性能大幅下降。因此在只有 1 个有效样本可用的极端背景，雷达采用 16 个阵元且在一个 CPI 内使用 16 个脉冲的情况

下, 采用 10 个通道可以达到最佳的杂波抑制效果, 仅比最优输出低 2 dB。

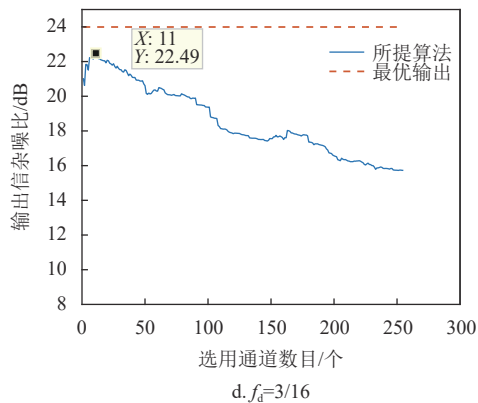
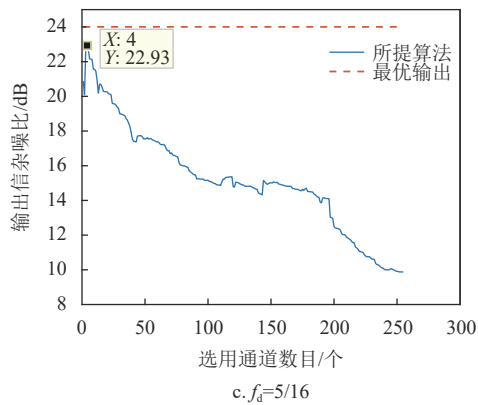
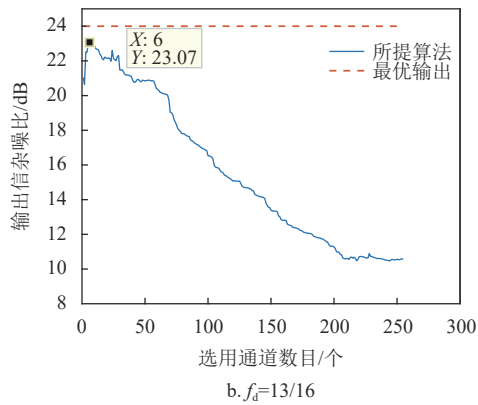
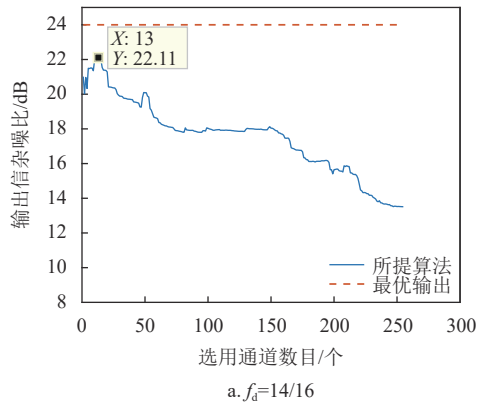


图 6 是使用两个样本, 即 $L=2$ 时的输出性能随通道数变化的曲线。相较于 1 个样本, 利用 2 个样本估计出的协方差矩阵更为精准, 因此更多通道可被选择以获得更好性能。可以看到, 在同样的仿真条件下, 当选择 30 个通道进行杂波抑制时, 能获得最好的性能, 比最优输出低 2 dB, 但采用更多通道会使性能下降, 选用全通道会比最优输出低 6 dB。不过相比于仅用 1 个样本的情况, 选用全通道时, 性能损失更少。

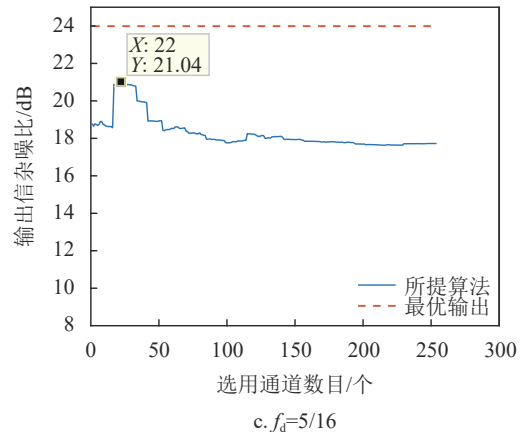
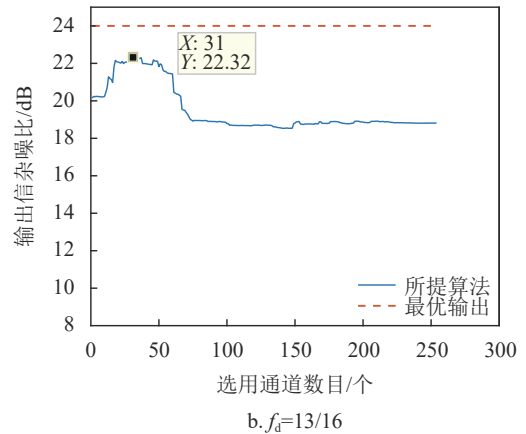
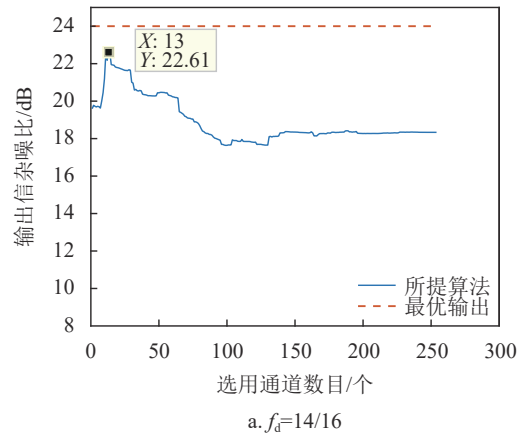


图 5 $L=1$ 时选用不同通道输出 SCNR 的变化

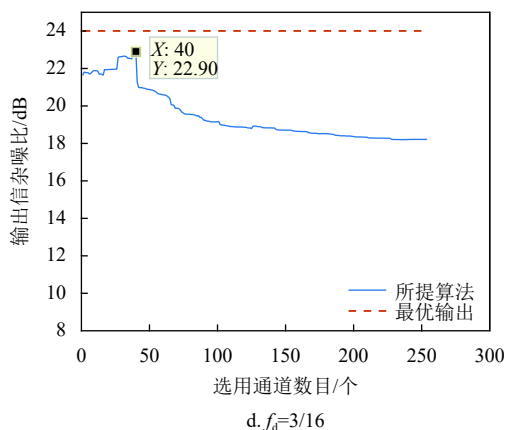
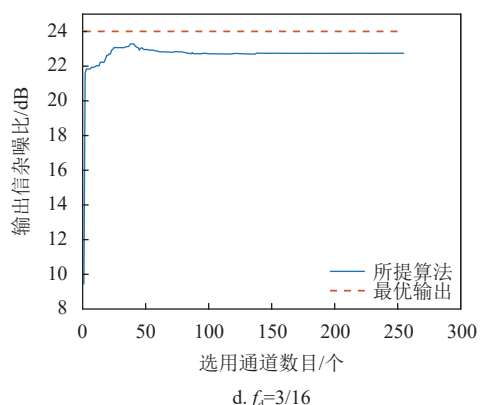
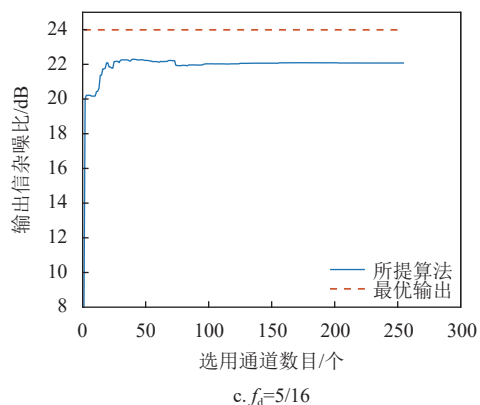
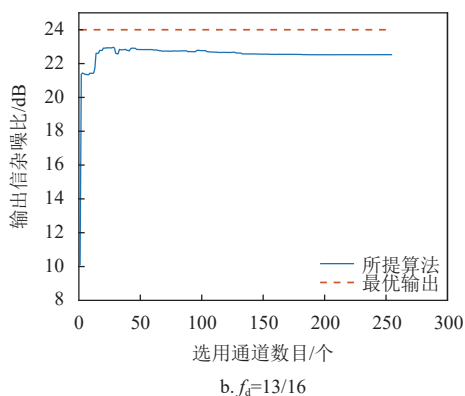
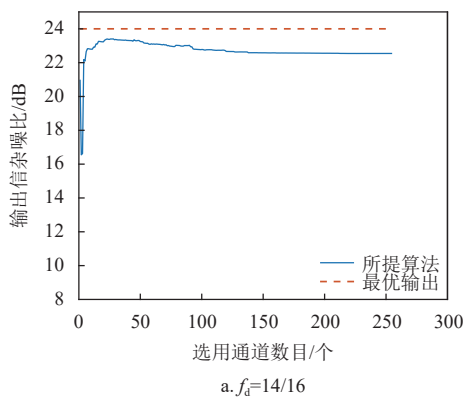
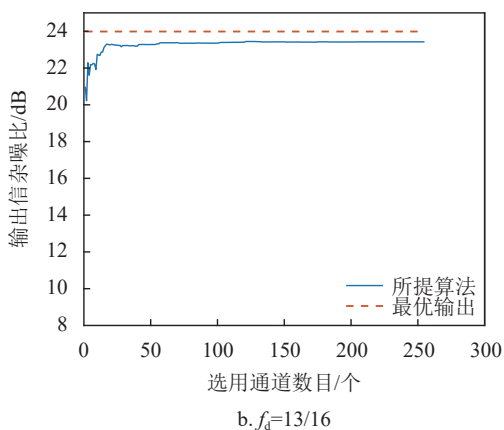
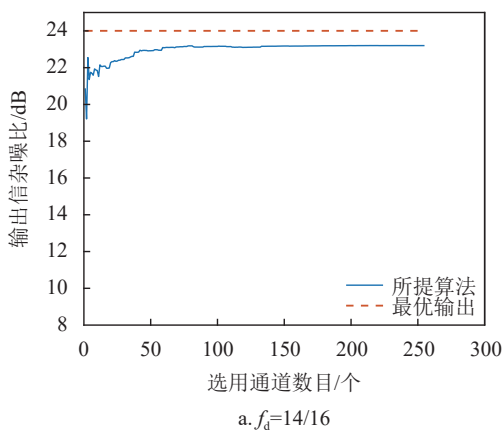
图 6 $L=2$ 时选用不同通道输出 SCNR 的变化

图 7 和图 8 分别是选用 5 个样本和 10 个样本, 即 $L=5$ 和 $L=10$ 时的输出性能随通道数变化的曲线。当选用 5 个样本时, 随着通道数目的增加, 输出结果仍有略微下降趋势, 选择 40 个通道能够达到最好的抑制效果, 相比于最优输出低了 1 dB。当可用样本数情况没有那么极端时, 如选择 10 个有效样本时, 随着通道数目增加, 输出 SCNR 逐步提升并趋于稳定, 比最优输出低 0.7 dB, 选用 50 个通道即可达到最好效果, 选用更多的通道则不会明显提升性能。可以预见, 如果通过足够多的样本获得了极为精确的协方差矩阵, 或者协方差矩阵准确知道的情况下, 应该选择更多的通道以达到最好的输出效果。

图 7 $L=5$ 时选用不同通道输出 SCNR 的变化

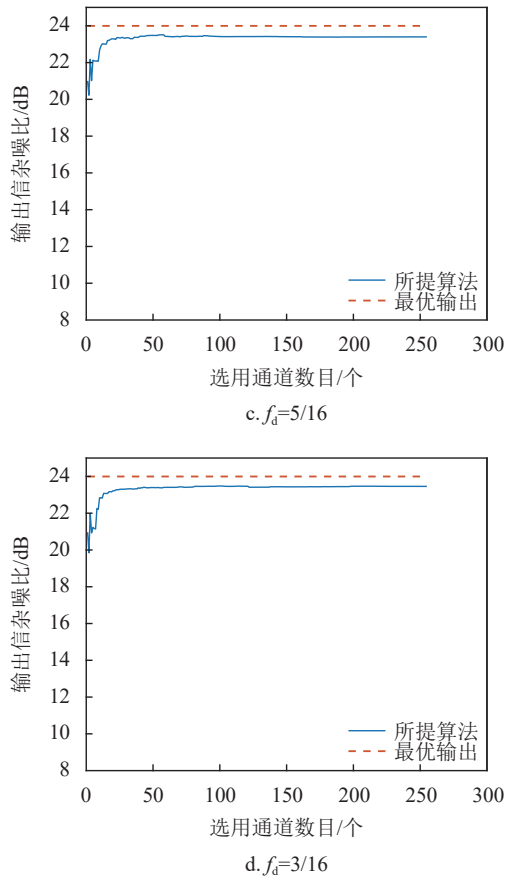


图8 $L=10$ 时选用不同通道输出 SCNR 的变化

4 结束语

针对机载雷达杂波抑制问题, 当有效样本数极少时, 提出了一种结合稀疏恢复的降维通道选择的 STAP 处理方法。利用稀疏恢复方法估计出的杂波协方差矩阵来评估各个角度多普勒通道的重要性。本文方法在可用样本数少的情况下, 比 SR-STAP 方法和经典的 JDL 方法具有更好的杂波抑制效果。当可用样本数增加时, 输出性能随之得到提升。当协方差矩阵估计不够准确时, 通道数增加可能会导致性能下降, 针对不同样本数给出了选用通道的数目, 对工程应用具有指导意义。

参考文献

[1] BRENNAN L E, REED L S. Theory of adaptive radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1973(2): 237-252.
 [2] REED I S, MALLET J D, BRENNAN L E. Rapid

convergence rate in adaptive arrays[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1974(6): 853-863.

- [3] KIRSTEINS I P, TUFTS D W. Adaptive detection using low rank approximation to a data matrix[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 55-67.
 [4] GOLDSTEIN J S, REED I S, SCHARF L L. A multistage representation of the Wiener filter based on orthogonal projections[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1998, 44(7): 2943-2959.
 [5] WANG X R, ABOUTANIOS E, AMIN M G. Reduced-rank STAP for slow-moving target detection by antenna-pulse selection[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(8): 1156-1160.
 [6] WANG H, CAI L J. On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(3): 660-670.
 [7] WANG Y L, CHEN J Y, BAO Z, et al. Robust space-time adaptive processing for airborne radar in nonhomogeneous clutter environments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(1): 70-81.
 [8] KLEMM R. Adaptive airborne MTI: An auxiliary channel approach[C]//IEE Proceedings F (Communications, Radar and Signal Processing). [S.l.]: IET, 1987: 269-276.
 [9] ZHANG W, HE Z S, LI J, et al. A method for finding best channels in beam-space post-Doppler reduced-dimension STAP[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(1): 254-264.
 [10] XIE L, HE Z S, TONG J, et al. A recursive angle-Doppler channel selection method for reduced-dimension space-time adaptive processing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(5): 3985-4000.
 [11] SEN S. OFDM radar space-time adaptive processing by exploiting spatio-temporal sparsity[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 61(1): 118-130.
 [12] SUN Y, BRELOY A, BABU P, et al. Low-complexity algorithms for low rank clutter parameters estimation in radar systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 64(8): 1986-1998.
 [13] SADEGHI M, BABAIE-ZADEH M. Iterative sparsification-projection: Fast and robust sparse signal approximation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(21): 5536-5548.
 [14] FROST O L. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing[J]. Proceedings of the IEEE, 1972, 60(8): 926-935.

编辑 刘飞阳