

文章编号: 1001- 2486(2010) 02- 0073- 06

基于先验知识的降秩 STAP 方法研究*

段克清^{1,2}, 谢文冲², 王永良²

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 空军雷达学院 雷达兵器运用工程军队重点实验室, 湖北 武汉 430019)

摘要: 提出了一种基于杂波先验知识的降秩(RR)空时自适应处理(STAP)方法——KA-RR法,该方法首先利用载机平台运动参数、雷达系统参数及地形、地貌参数等先验知识构建机载雷达杂波模型,然后通过该模型对机载雷达杂波数据进行预白化处理,最后利用降秩 STAP 方法自适应抑制剩余杂波。仿真结果表明,相对于传统的降秩 STAP 方法,KA-RR 方法具有更好的杂波抑制性能和更强的鲁棒性。

关键词: 空时自适应处理; 降秩; 先验知识; 非均匀

中图分类号: TN959. 73 文献标识码: B

Study on Knowledge-aided Reduced Rank STAP Method

DUAN Ke-qing^{1,2}, XIE Wen-chong², WANG Yong-liang²

(1. College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

(2. Key Research Lab, Air Force Radar Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: A novel knowledge-aided reduced rank (RR) space-time adaptive processing (STAP) method is proposed in this paper. Firstly, a clutter model was constructed by a priori knowledge such as flying parameters, radar system parameters, mapping and terrain parameters. Secondly, the clutter was performed via the pre-whitening processing of the constructed clutter model. Finally, RR STAP method was used to suppress the residual clutter. The simulation results show the KA-RR method is more robust in nonhomogeneous clutter environment compared with conventional RR STAP method.

Key words: Space-Time Adaptive Processing (STAP); Reduced Rank (RR); a priori knowledge; nonhomogeneity

机载雷达对运动目标进行检测时,面临的主要难题是如何抑制强烈的地杂波和各种类型的干扰,空时自适应处理(STAP)是解决该问题的关键技术。STAP 技术通过对杂波或干扰训练样本分布特性的实时学习来形成空时二维自适应权值,实现对机载雷达杂波和干扰的有效抑制。在实际应用中,机载雷达面临的杂波环境往往是非均匀的^[1],因此,实际 STAP 处理中难以满足 Reed-Mallett-Brennan(RMB)准则^[2]对独立同分布(IID)训练样本的需求,STAP 方法的设计要在系统自由度(DOF)和实际可利用训练样本之间折衷考虑。

降秩(RR)STAP 方法^[1,3-6](下面简称 RR 方法)将自适应处理降至杂波子空间维数,实现了依赖数据的自适应降维处理,同时避免了噪声分量带来的小特征值发散问题,大大降低了对 IID 训练样本的需求,因此适用于非均匀杂波环境。然而在实际非均匀杂波环境中,杂波大特征值扩散很严重,难以界定最优杂波子空间维数。杂波子空间维数高估时并不影响 RR 方法性能,但会增加实时处理运算量,同时引入的噪声分量会增加对 IID 训练样本数的需求,这就违背了降秩方法的初衷。而杂波子空间维数的低估会导致 RR 方法杂波抑制性能的陡降,因此增强对杂波子空间维数估计的鲁棒性是 RR 方法亟待解决的一个关键问题。近年来,基于知识(KA)的 STAP 方法^[7-12]逐渐受到了人们的重视。随着数字高程图、地表覆盖数据测量和人工建筑识别等技术的发展,在 STAP 时可直接或间接地利用地面回波的先验知识。间接利用先验知识包括基于地形特征数据库的训练数据的选取等,可以保证选取的训练样本满

* 收稿日期: 2009- 06- 10

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(60736009)

作者简介: 段克清(1981-),男,博士生。

足独立同分布特性; 直接利用则主要是基于已知杂波或干扰源位置在波束形成时形成凹口, 预先对消部分杂波和干扰, 减轻了后续 STAP 的负担。

本文提出的基于先验知识的降秩 STAP(KA-RR) 方法首先通过先验知识构建杂波协方差矩阵; 然后利用该协方差矩阵对回波数据进行预白化处理, 抑制掉部分杂波, 降低杂波子空间的维数; 最后通过 RR 方法抑制剩余杂波。KA-RR 方法在不增加实时处理运算量的前提下, 显著改善了 RR 方法在主杂波区的杂波抑制性能, 增强了传统 RR 方法的鲁棒性。

1 RR 方法基本原理

RR 方法充分利用回波中杂波的分布特性, 选取完备杂波空间来形成自适应权值, 对消杂波分量, 可看作依赖回波数据的自适应降维方法。该方法形成自适应权值时利用的信息不包含噪声分量, 避免了小样本情况下噪声发散带来的传统 STAP 方法杂波抑制性能下降问题, 故大大降低了对 IID 训练样本数的需求。从处理器结构角度来看, RR 方法可分为广义旁瓣相消(GSC)和直接形式处理器(DFP)两种结构; 从算法角度来看, RR 方法可分为主分量(PC)法、互谱(CSM)法和多级维纳滤波(MWF)法。其中 PC 法和 CSM 法均适用于 GSC 结构和 DFP 结构, MWF 法目前只有 GSC 结构。无论 PC 法、CSM 法还是 MWF 法, 都需要预先估计出杂波子空间维数, 从而实现降秩处理。下面结合 GSC 结构来给出 PC、CSM 和 MWF 方法的基本原理。

图 1 给出了 GSC 结构下 RR 方法原理图, 其中 X 为待检测单元数据, S 为 $NM \times 1$ 维空时二维导向矢量, N 为空域通道数, M 为一个相干脉冲间隔(CPI)内脉冲数, d_0 为主通道数据, B 为阻塞矩阵, X_0 为辅助通道数据, T 为降秩变换矩阵, X_r 为 X_0 降秩处理后数据, W_r 为维纳滤波器权矢量, \hat{d}_0 为 d_0 的估计值, ε 为滤波器的输出。 $W_r = R_{X_r}^{-1} r_{X_r, d_0}$, $R_r = E[X_r X_r^H]$, $r_{X_r, d_0} = E[X_r d_0^*]$ 。

此时, RR 方法的自适应权值可表达为

$$W = S - B^H T W_r \quad (1)$$

在 PC 方法中, 降秩变换阵 T 由辅助通道数据的协方差阵特征分解后大特征值对应的特征矢量构成, 该方法求取降秩变换阵时没有利用信号导向矢量信息, 故在杂波子空间维数低估情况下性能下降很快。CSM 方法利用信号导向矢量信息, 选择使得输出信杂噪比(SCNR)最大化的特征矢量作为降秩变换矩阵 T , 这样, 最大限度地利用了对提高 SCNR 有贡献的信息, 从而降秩至与 PC 方法相同维数时, 具有更好的杂波抑制性能。PC 方法和 CSM 方法求取降秩变换阵都需要对回波协方差阵进行特征分解, 运算量非常大, 不利于实时处理。此外, PC 方法和 CSM 方法本质上都是对辅助通道进行处理, 得到与主通道相关的分量再进行相减运算来抑制杂波, 相关分量的求取体现在求取维纳权时 r_{X_r, d_0} 这一项, 如果简单利用 $R_{X_r}^{-1} r_{X_r, d_0}$ 处理辅助通道数据, 则可能会引入部分与主通道数据不相关的分量, 这样就影响了杂波抑制性能。MWF 方法将降秩变换和求取自适应权值的过程等效为多级递推求解方式, 该方法对辅助通道数据 X_0 进行 Krylov 分解, 通过层层剔除的方法将 r_{X_r, d_0} 中含有的与主通道数据不相关分量消除, 最终得到主通道数据 d_0 的最佳估计值 \hat{d}_0 。相对于 PC 方法和 CSM 方法, MWF 方法不需要进行特征分解, 因此运算量更小。此外, MWF 方法可以更精确地估计出与主通道相关的分量, 在杂波子空间维数被低估的情况下可以取得更好的杂波抑制性能。

在非均匀环境下, 当杂波子空间维数被低估或者不满足训练样本需求时, 无论是 PC 法、CSM 法还是 MWF 法, 其杂波抑制性能都会大幅下降, 因此传统 RR 方法在非均匀环境下的鲁棒性较差。

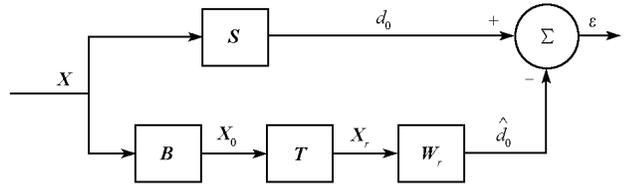


图 1 GSC 结构下 RR 方法原理图

Fig. 1 Reduced rank general sidelobe canceler

2 KA-RR 方法

传统的 STAP 方法没有充分利用已知雷达系统参数、载机平台运动参数及已经获取的地表数据信息(如高分辨 SAR 图像等), 因此近几年来关于如何利用上述先验知识提高非均匀杂波环境下杂波抑制性能成了 STAP 领域的研究热点。根据 Bergin 的色噪声加载理论^[1], 将通过先验知识得到的杂波协方差矩阵作为求取自适应权值的约束条件^[8, 11], 如下:

$$\min_{\mathbf{W}} E[|\mathbf{W}^H \mathbf{X}|^2] \quad \text{s. t.} \quad \begin{cases} \mathbf{W}^H \mathbf{S} = 1 \\ \mathbf{W}^H \mathbf{R}_{\text{KA}} \mathbf{W} \leq \delta_c \\ \mathbf{W}^H \mathbf{W} \leq \delta_n \end{cases} \quad (2)$$

其中, \mathbf{W} 是空时自适应权值, \mathbf{X} 为待检测距离单元数据, \mathbf{S} 为空时二维导向矢量, \mathbf{R}_{KA} 为利用先验知识得到的杂波协方差矩阵, δ_c 为使得 \mathbf{W} 尽可能正交于 \mathbf{R}_{KA} 的约束电平, δ_n 为白噪声电平。该最优化问题的解为

$$\mathbf{W} = \frac{\left(\mathbf{R} + \alpha_c \mathbf{R}_{\text{KA}} + \alpha_n \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{S}}{\mathbf{S}^H \left(\mathbf{R} + \alpha_c \mathbf{R}_{\text{KA}} + \alpha_n \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{S}} = \frac{\left(\mathbf{R} + \mathbf{R}_{\text{KA}} \right)^{-1} \mathbf{S}}{\mathbf{S}^H \left(\mathbf{R} + \mathbf{R}_{\text{KA}} \right)^{-1} \mathbf{S}} = \frac{\mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \left(\mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{R} \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} + \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{S}}{\mathbf{S}^H \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \left(\mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{R} \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} + \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{S}} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{W}^H \mathbf{X} = \mathbf{W}^H \mathbf{X}$, $\mathbf{R}_{\text{KA}} = \alpha_c \mathbf{R}_c + \alpha_n \mathbf{I}$, $\mathbf{X} = \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{X}$, $\mathbf{S} = \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{S}$, $\mathbf{W} = \frac{\left(\mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{R} \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} + \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{S}}{\mathbf{S}^H \left(\mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} \mathbf{R} \mathbf{R}_{\text{KA}}^{-1/2} + \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{S}}$ 。

因此, 自适应权值的求取同时利用了待检测距离单元数据信息和先验知识。从另一个角度看, 自适应权值对待检测单元数据的作用过程可分为利用先验知识得到的固定滤波器预滤波和后续的自适应滤波两部分。预滤波可降低杂波秩, 减少后续自适应滤波部分对均匀训练样本的需求, 从而在有限均匀训练样本的情况下提高杂波抑制性能^[14]。令

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^H \mathbf{X} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{W} = \mathbf{S} - \mathbf{B}^H \mathbf{T} \mathbf{W}_r$, \mathbf{B} 为预白化处理后的回波数据 \mathbf{X} 在 \mathbf{S} 方向上的阻塞矩阵, \mathbf{T} 为降秩变换矩阵, $\mathbf{W}_r = \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{r}_{X, d_0}$, $\mathbf{R}_X = E[\mathbf{X}_r \mathbf{X}_r^H]$, $\mathbf{r}_{X, d_0} = E[\mathbf{X}_r \mathbf{d}_0^*]$, $\mathbf{X}_r = \mathbf{T} \mathbf{B}^H \mathbf{X}$, $\mathbf{d}_0 = \mathbf{S}^H \mathbf{X}$ 。

降秩 STAP 方法是对杂波秩较为敏感的一种自适应杂波抑制方法, 杂波秩越低, 对训练样本的需求越少, 因此利用先验知识对待检测单元数据进行预滤波后采用降秩 STAP 方法进行自适应滤波, 即 KA-RR 方法, 可在较低训练样本需求的条件下有效地抑制杂波, 更适用于非均匀杂波环境。

KA-RR 方法的关键是 \mathbf{R}_{KA} 的求取, 在雷达系统参数和载机平台运动参数确知的情况下, 假设利用数字地理信息系统可以获得机载雷达波束扫描范围内杂波的幅度信息和频谱特性, 可以基于上述先验知识构造出机载雷达待检测距离单元地面回波的杂波模型 \mathbf{R}_{KA} ^[8, 11]:

$$\mathbf{R}_{\text{KA}} = \sum_{n=1}^{N_c} |a_n|^2 \mathbf{S} \left(\theta_n, f_n \right) \mathbf{S}^H \left(\theta_n, f_n \right) \circ \delta_n \quad (5)$$

其中 a_n , θ_n 和 f_n 分别为第 n 个杂波块的幅度、方位角和多普勒频移, δ_n 是误差分量(如阵元校准误差、杂波内部运动等), N_c 为杂波块的个数。

但实际上, 考虑到较高分辨率要求, 各杂波块幅度信息和频谱特性是无法精确得到的, 阵元误差、通道误差、偏航等因素会影响对导向矢量 \mathbf{S} 的准确估计, 关于这些因素对杂波模型 \mathbf{R}_{KA} 的影响以及如何利用实测数据估计出误差较小的 \mathbf{R}_{KA} , 文献[11]已经给出了详细的分析。上述提到的所有误差分量都可以用均值为 1、方差小于 1 的随机矢量 δ_n 来表示^[8], 本文在后续仿真中着重对 \mathbf{R}_{KA} 含不同误差情况时的 KA-RR 方法的杂波抑制性能进行研究。

3 仿真实验

本文以均匀线阵为例进行了仿真研究。主要参数如下: 阵元数 $N = 8$, 一个 CPI 内脉冲数 $M = 16$, 载机高度 H 为 8000m, 载机飞行速度 V 为 140m/s, 工作波长 λ 为 0.23m, 脉冲重复频率 f_r 为 2434.8Hz, 杂噪比 CNR 为 60dB, 天线为正侧阵, 蒙特卡洛仿真 50 次。 K 为训练样本数, r 为降秩方法中降秩后的杂

波子空间维数。根据 Brennan 定理^[15]和本文仿真参数可以得到降秩 STAP 方法中最佳杂波子空间维数 $r_0 = N + \beta(M - 1) = 23$, 其中 $\beta = 1$ 。

KA-RR 法为基于先验知识的降秩 STAP 方法的统称, 仿真中具体分为 KA-PC、KA-CSM 和 KA-MWF 三种方法来进行分析。各方法性能比较以改善因子(IF)来衡量, IF 具体定义如下:

$$\text{IF} = \text{输出信杂噪比} / \text{输入信杂噪比} = \frac{|W^H S|^2}{W^H R W} \sqrt{\frac{1}{(1 + \text{CNR}) \sigma^2}} \quad (6)$$

其中, W 为空时自适应权, S 为空时二维导向矢量, $R = E[XX^H]$, X 为待检测单元数据, CNR 为杂噪比, σ^2 为噪声功率。

3.1 K 满足 RMB 准则和 $r = r_0$ 情况下 KA-RR 和 RR 方法性能比较

PC、CSM 和 MWF 三种降秩方法在 K 满足 RMB 准则和 r 估计准确情况下改善因子(IF)性能相同^[5]。因此, 本部分仿真仅以 PC 法为例, 将不同模型失配误差情况下的 KA-PC 法与 PC 法的杂波抑制性能进行比较分析, 图 2 为各方法抑制杂波后归一化多普勒频率 ($2f_d/f_r$) 与改善因子(IF)关系图。

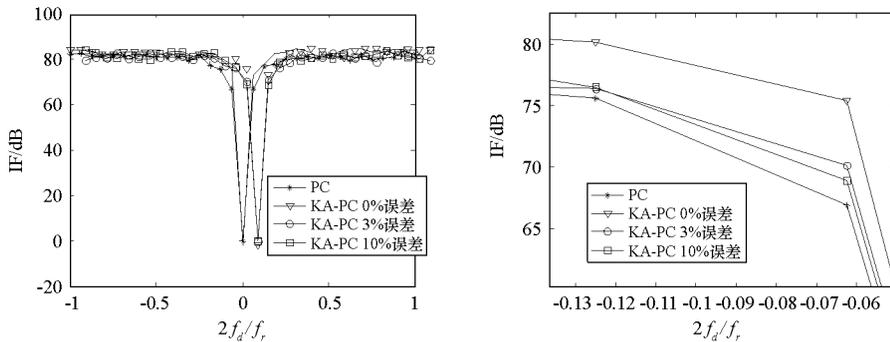


图 2 KA-PC 和 PC 方法 IF 图和其局部放大图
Fig. 2 IF of PC and KA-PC method with different error

图 2 中, 在 K 满足 RMB 准则和 $r = r_0$ 情况下, 对于 KA-PC 法, 随模型失配误差的增大, IF 性能逐渐变差; 当模型误差增大至 10% 时, 在主杂波区的 IF 性能仍略优于 PC 法, 而同时在旁瓣杂波区并没有随着模型误差的增大出现明显的性能下降。由图 2 可以看出, 即使样本 K 和杂波子空间维数估计 r 都满足理想条件, 在模型匹配误差达 10% 的情况下, KA-RR 类方法在主杂波区的杂波抑制性能仍优于 RR 类方法。

3.2 K 满足 RMB 准则情况下 KA-RR 和 RR 方法性能比较

图 3 为不同 r 情况下, KA-RR 方法与 RR 方法的 IF 性能比较, 并以 RR 法中鲁棒性最好的 MWF 法为例分析了不同误差情况下 KA-MWF 法与 MWF 法的性能比较。其中, 图 3(a) ~ (c) 分别为模型匹配误差为 0%、3% 和 10% 情况下 KA-RR 与 RR 方法的 IF 性能比较图, 图 3(d) 为模型匹配误差分别为 0%、3%、10% 和 30% 情况下的 KA-MWF 与 MWF 法的 IF 性能比较图。

图 3 中, 在 $r \geq r_0$ 的情况下, 无误差时, KA-RR 方法比 RR 方法 IF 高出 2dB 左右, 随着误差的增大, KA-RR 方法的 IF 逐渐趋近于 RR 方法, 当误差增至 30% 时, KA-RR 方法性能基本与 RR 方法相同; 在 $r < r_0$ 的情况下, 随着误差的增大, KA-RR 方法的 IF 逐渐下降, 当误差增至 10% 时, 少部分 r 处 KA-RR 方法 IF 性能要稍劣于 RR 方法, 当误差增至 30% 时, 除部分 r 处 KA-RR 方法要劣于 RR 方法外, 整体 IF 性能接近 RR 方法。由图 3 可以看出, KA-RR 方法在 r 被低估情况和模型失配误差低于 10% 情况下, IF 整体性能要明显优于 RR 方法, 因此相对于 RR 方法, KA-RR 方法对杂波子空间维数估计误差的鲁棒性更强。

3.3 $r = r_0$ 情况下 KA-RR 和 RR 方法性能比较

图 4 给出了不同训练样本 K 情况下 KA-RR 方法与 RR 方法的 IF 性能比较。其中, $K = 2r_0$ 标注表示当训练样数 K 刚好满足 RMB 准则的下限情况, 即训练样本数至少为 2 倍的杂波秩 r_0 。图 4(a) ~ (c)

分别为模型匹配误差为 0%、3% 和 10% 情况下 KA-RR 与 RR 方法 IF 性能比较图, 图 4(d) 为模型匹配误差分别为 0%、3%、10% 和 30% 情况下的 KA-MWF 与 MWF 法的 IF 性能比较图。

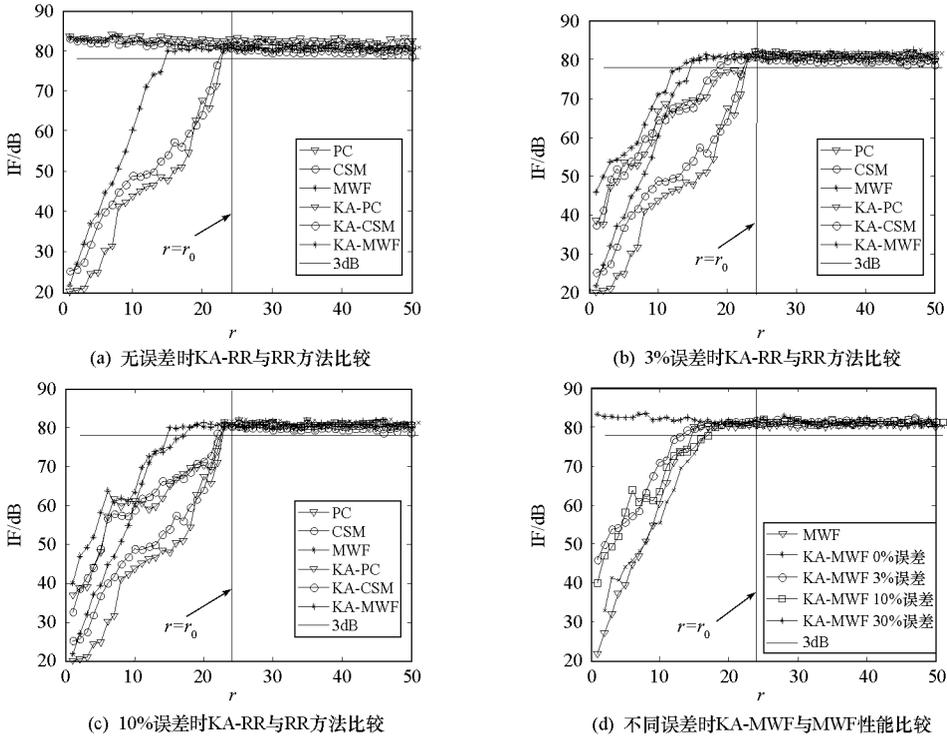


图 3 KA-RR 和 RR 方法在不同 r 情况下 IF 性能比较图

Fig. 3 IF of KA-RR and RR method with different error as a function of r

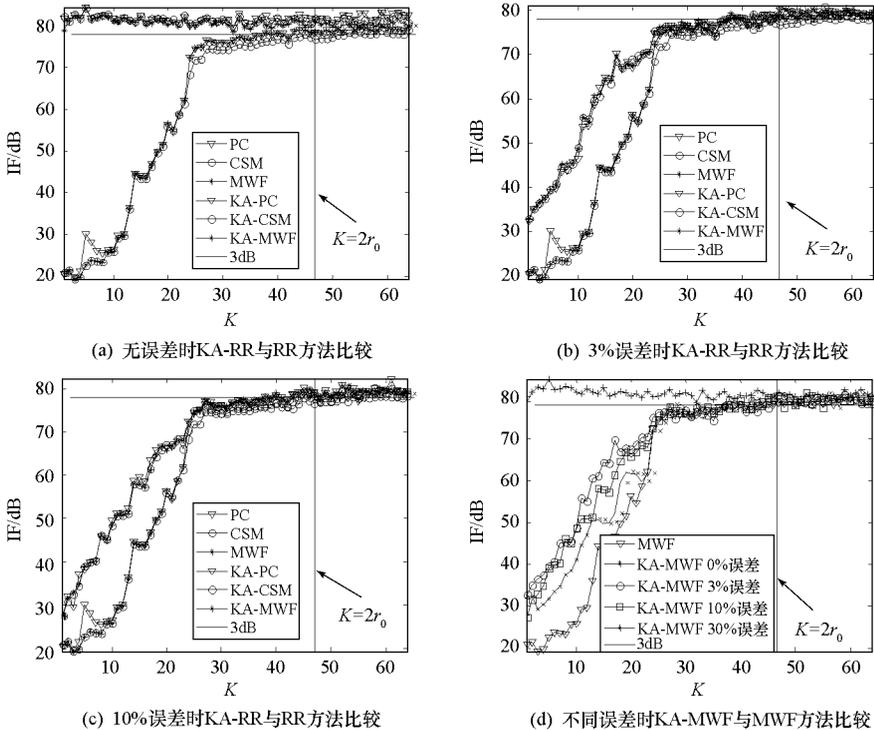


图 4 KA-RR 和 RR 方法在不同 K 情况下 IF 性能比较图

Fig. 4 IF of KA-RR and RR method with different error as a function of K

图4中,在 $K \geq 2r_0$ 的情况下,随着误差的增大,KA-RR方法的IF逐渐趋近于RR方法,当误差增至30%时,KA-RR方法性能基本与RR方法相同;在 $K < 2r_0$ 的情况下,随着误差的增大,KA-RR方法的IF逐渐下降,当误差增至10%时,部分 r 处KA-RR方法要稍劣于RR方法,当误差增至30%时,除部分 r 处KA-RR方法要劣于RR方法外,其它 r 处IF性能仍明显优于RR方法。由图4可以看出,KA-RR方法在训练样本 K 不足和模型失配误差低于10%情况下的整体IF性能要明显优于RR方法,因此相对于RR方法,KA-RR方法在训练样本数不满足RMB准则情况下杂波抑制性能更好。

KA-RR方法首先利用先验知识构建杂波协方差模型,然后对回波数据进行预白化处理,将回波数据中与杂波模型相匹配的杂波分量抑制掉,从而减少了杂波子空间维数,并降低了杂波强度。最后通过RR方法对剩余杂波分量进行处理,可以在杂波子空间维数低估和非均匀情况下得到更好的杂波抑制性能,大大增强了RR方法的鲁棒性。同时,该方法弥补了RR方法中由于没有完全利用回波信息而导致的主杂波区性能损失,在主杂波区具有优于RR方法的杂波抑制性能。在实际环境中,预白化矩阵 R_{KAL} 不可能与理想杂波回波协方差矩阵完全吻合,误差因素 δ_n 将会影响预白化处理时对杂波的抑制性能。随着误差的增大,预白化处理只能抑制部分与真实杂波匹配的部分。但是,降秩自适应处理可部分消除基于先验知识构建的杂波模型失配带来的影响。因此,KA-RR方法对模型失配误差具有较强的鲁棒性。

4 结论

本文针对机载雷达面临的非均匀杂波环境,提出了基于先验知识的降秩STAP方法。该方法首先利用载机平台运动参数、雷达系统参数以及地形参数等先验知识来构建杂波模型,然后通过该杂波模型对回波进行预白化处理,最后利用降秩STAP方法对剩余杂波进行处理。仿真结果表明,在误差低于10%的情况下,KA-RR方法在 r 低估和训练样本 K 不足时对杂波的抑制性能要明显好于相同条件下的RR方法;同样,当 r 估计准确且训练样本 K 充足的情况下,KA-RR方法在主杂波区的杂波抑制性能要好于RR方法。因此,KA-RR方法比RR方法在非均匀环境下具有更好的杂波抑制能力和更强的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Guerci J R, Goldstein J S, Reed I S. Optimal and Adaptive Reduced-rank STAP[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36 (2): 647- 661.
- [2] Reed I D, Mallett J D, Brennan L E. Rapid Convergence Rate in Adaptive Arrays[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1974, 10 (6): 853- 863.
- [3] Haimovich A, Ness Y B. An Eigenanalysis Interference Canceller[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1991, 39 (1): 76- 84.
- [4] Goldstein J S, Reed I S. Reduced Rank Adaptive Filtering[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1997, 45 (2): 472- 496.
- [5] Goldstein J S, Reed I S. A Multistage Representation of the Wiener Filter Based on Orthogonal Projections[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 1998, 44 (7): 2943- 2959.
- [6] Berger S D, Welsh B M. Selection a Reduced-rank Transformation for STAP-A Direct Form Approach[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 35 (2): 177- 182.
- [7] Capraro C T, Capraro G T, Bradaric I, et al. Implementing Digital Terrain Data in Knowledge aided Space-time Adaptive Processing[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42 (3): 487- 494.
- [8] Belfin J S, Teixeira C M, Techau P M, et al. Improved Clutter Mitigation Performance Using Knowledge aided Space-time Adaptive Processing[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42 (3): 997- 1009.
- [9] Melvin W, Wicks M, Antonik P, et al. Knowledge-based Space-time Adaptive Processing for Airborne Early Warning Radar[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 37- 42.
- [10] Gunam P R, Goodman N A. Spectral-domain Covariance Estimation with A Priori Knowledge[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42 (3): 1010- 1020.
- [11] Melvin W L, Showman G A. An Approach to Knowledge-aided Covariance Estimation[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42 (3): 1021- 1042.
- [12] Melvin W L, Guerci J R. Knowledge-aided Signal Processing: A New Paradigm for Radar and Other Advanced Sensors[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42 (3): 983- 996.
- [13] Hienstra J D. Colored Diagonal Loading[C]//IEEE Conference on Radar, 2002: 22- 25.
- [14] Ward J. Space-time Adaptive Processing for Airborne Radar[R]. Lincoln Laboratory, Technical Report 1015, Dec. 1994.
- [15] Brennan L E, Reed I S. Theory of Adaptive Radar[J]. IEEE Trans. on AES, 1973, 9 (2): 237- 252.