

一种有效色加载因子的知识辅助 STAP 方法

高永婵, 廖桂生, 朱圣棋, 杨 东

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 针对非均匀杂波环境里独立同分布训练样本较少的问题, 本文提出了一种知识辅助的 LCMV-STAP 方法. 该方法首先求解出知识辅助的 LCMV-STAP 模型中的权矢量表达式, 然后推导出色加载因子与约束常数的关系式, 最后求解出两个色加载因子. 仿真结果表明, 与传统 STAP 方法相比, 知识辅助的 LCMV-STAP 方法在非均匀杂波环境下仍能获得较好的输出信干噪比, 自适应匹配滤波器检测目标的概率优于传统 STAP 方法.

关键词: 空时自适应处理; 先验知识; 色加载; 杂波抑制; 自适应匹配滤波器

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)10-2101-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.10.033

A Knowledge-Aided STAP Approach with Effective Color Loading Factors

GAO Yong-chan, LIAO Gui-sheng, ZHU Sheng-qi, YANG Dong

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

Abstract: There are not adequate independent and identically distributed training samples under a heterogeneous clutter environment. Thus, this paper proposes a knowledge-aided LCMV-STAP approach. Firstly, the weight of knowledge-aided LCMV-STAP model is solved, and then the formula of the relationship between the color loading factors and the constraint constants is derived. Finally, the two color loading factors are solved. The computer simulations show that knowledge-aided LCMV-STAP has a better output signal-interference noise ratio than the traditional approach under a heterogeneous clutter environment, and the detection probability of Adaptive Matched Filter is higher than that of the traditional approach.

Key words: space-time adaptive processing; prior knowledge; color loading; clutter suppression; adaptive matched filter

1 引言

机载雷达动目标检测中通常用空时自适应处理 (Space-time Adaptive Processing, STAP)^[1~8] 来抑制杂波. 传统的 STAP 技术要求有足够多的独立同分布 (independent identical distribution, iid) 训练样本^[9]. 然而, 真实的杂波环境通常是非均匀的, 造成非均匀环境的原因很多, 例如由于天气影响杂波的反射率随空间变化, 训练数据被干扰目标污染以及多变的地表类型等. 实际中往往很难获得足够的 iid 样本, 导致目标检测性能下降.

近几年来, 为克服所需 iid 训练样本数不足问题, 国内外学者开展了辅助雷达工作环境的先验知识的 STAP 研究, 这些先验知识包括雷达参数、地形信息、数字地图及地表覆盖数据等^[10~15]. 文献[10, 11]分别利用数字地图信息和数字地形分类数据选择训练样本. Melvin 等人^[12]提出一种先验知识协方差估计方法, 其将先验知

识和观测数据融合在参数化模型中以捕捉待测距离单元的瞬时特征. 文献[13]对知识辅助的 STAP 技术进行了总体描述, 给出基于知识的雷达信号处理系统的框架结构和发展前景. 文献[14]构建了先验协方差与采样协方差的线性组合, 再通过最大似然法得到 STAP 的加权矢量. Bergin 等作者在文献[15]中建立了知识辅助的线性约束最小方差 (Linear Constrained Minimum Variance, LCMV) STAP 模型, 通过先验知识协方差矩阵的二次型约束抑制杂波, 最终得出权矢量可表示为包含两个未知色加载因子的色加载问题. 但是, 该方法的关键问题是如何求解两个色加载因子, 而文献[15]没有讨论约束常数对这两个加载因子的影响, 也未给出求解色加载因子的方法.

本文针对 LCMV-STAP 模型, 提出了一种新的知识辅助的 LCMV-STAP 方法. 首先对 LCMV-STAP 模型中权矢量进行求解, 得出含两个未知色加载因子的权矢量的

表达式,然后给出了色加载因子的求解方法,并出色加载因子与约束常数之间的关系.最后,仿真结果验证了该方法的正确性和有效性.

2 信号模型与先验协方差矩阵

假定天线阵列由 N 个阵元组成均匀线阵,在一个相干处理间隔内的脉冲数为 K ,接收的快拍数据表示为 $NK \times 1$ 的列矢量

$$\mathbf{x} = \begin{cases} b \cdot \mathbf{v} + \mathbf{c} + \mathbf{n}, & H_1 \text{ 假设} \\ \mathbf{c} + \mathbf{n}, & H_0 \text{ 假设} \end{cases} \quad (1)$$

其中 \mathbf{c} 表示杂波分量, \mathbf{n} 表示噪声分量, \mathbf{v} 表示目标信号的空时导向矢量, b 表示目标幅度.当接收数据满足 H_0 假设时,杂波与噪声的真实协方差矩阵为 $\mathbf{R}_{real} = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]$,其中 $E[\cdot]$ 表示统计平均.而实际中杂波协方差矩阵 \mathbf{R}_{real} 是未知的,通常采用独立同分布的若干个距离门的数据来估计

$$\mathbf{R}_{xx} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^H \quad (2)$$

本文采用文献[15]描述的先验知识杂波模型,假定在每个距离环的方位维均匀分布 N_c 块杂波,这些杂波块的统计特性在时间上相关且平稳,在空间上相互独立,待测距离单元的先验杂波协方差矩阵可建模为

$$\mathbf{R}_c = \sum_{i=1}^{N_c} |\alpha_i|^2 \mathbf{v}(\theta_i, f_i) \mathbf{v}(\theta_i, f_i)^H \circ \mathbf{T}_i \in C^{NK \times NK} \quad (3)$$

其中, α_i 、 θ_i 和 f_i 分别表示第 i 个杂波块的幅度、方位角和多普勒频率. $\mathbf{v}(\theta_i, f_i)$ 表示方位角 θ_i 和多普勒频率 f_i 的杂波信号所对应的空时导向矢量, \circ 表示 Hadamard 乘积, \mathbf{T}_i 为协方差锥化矩阵,表示内部杂波起伏和阵元误差等子空间泄漏的影响.

3 知识辅助的 LCMV-STAP 方法

3.1 权矢量的求解

文献[15]考虑了先验协方差矩阵的二次约束,该二次约束 $\mathbf{w}^H \mathbf{R}_c \mathbf{w} \leq \delta_d$ 融合了先验信息 \mathbf{R}_c ,使 \mathbf{w} 与先验协方差矩阵 \mathbf{R}_c 尽可能正交,即将杂波方向图的平方 $\int_{\Omega} |\mathbf{w}^H \mathbf{v}|^2 d\Omega = \mathbf{w}^H \mathbf{R}_c \mathbf{w}$ 约束在一定范围内^[16],从而基于知识的 LCMV-STAP 优化问题为

$$\min_{\mathbf{w}} E[|\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2] \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} \mathbf{w}^H \mathbf{v} = 1 \\ \mathbf{w}^H \mathbf{R}_c \mathbf{w} \leq \delta_d \\ \mathbf{w}^H \mathbf{w} \leq \delta_L \end{cases} \quad (4)$$

其中, \mathbf{v} 为 $NK \times 1$ 的期望信号的空时导向矢量, \mathbf{w} 为 $NK \times 1$ 的待求权矢量;常数 δ_L 约束白噪声电平.对目标函数进行化简,从而优化问题(4)变为

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} \mathbf{w}^H \mathbf{v} = 1 \\ \mathbf{w}^H \mathbf{R}_c \mathbf{w} \leq \delta_d \\ \mathbf{w}^H \mathbf{w} \leq \delta_L \end{cases} \quad (5)$$

式(5)可用拉格朗日乘数法来求解,使以下函数最小化:

$$H = \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} + \mu(\mathbf{w}^H \mathbf{v} - 1) + \beta_d(\mathbf{w}^H \mathbf{R}_c \mathbf{w} - \delta_d) + \beta_L(\mathbf{w}^H \mathbf{w} - \delta_L) \quad (6)$$

其中 μ 、 β_d 与 β_L 分别为三个约束的拉格朗日乘数.对式(6)求参数 \mathbf{w}^H 的梯度,并令梯度等于零,从而得到权矢量表达式

$$\mathbf{w} = -\mu(\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v} \quad (7)$$

将式(7)代入式(5)中约束 $\mathbf{w}^H \mathbf{v} = \mathbf{v}^H \mathbf{w} = 1$,可得

$$\mu = -\frac{1}{[\mathbf{v}^H(\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}]} \quad (8)$$

再将 μ 的表达式(8)代入式(7),得

$$\mathbf{w} = \frac{(\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}}{[\mathbf{v}^H(\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}]} \quad (9)$$

从式(9)可看出,权矢量含两个色加载因子 β_d 与 β_L ,融合了采样快拍数据和先验知识,通过对先验知识与白噪声的色加载来提高样本较少情况下的杂波抑制性能.色加载的权矢量的作用^[15]可看作利用先验知识对固定滤波器进行白化滤波,再进行常规自适应滤波.当用较少的样本估计协方差矩阵时,噪声之间存在交叉项,白噪声的假设不再成立,而变为色噪声,从而引起自适应波束畸变^[17].对较少样本估计的协方差矩阵进行白化滤波能降低杂波秩,从而减少自适应滤波对 iid 训练样本数的要求,从而提高杂波抑制性能.

3.2 色加载因子的求解方法

文献[15]没有考虑约束常数对色加载因子的影响,也未出色加载因子的求解方法,而是通过设置单位阵的加载因子为 0dB,设置另一加载因子 β_d 为使 $\beta_d \mathbf{R}_c$ 的对角元素近似于杂噪比的一个值以获得较好的实验结果.这样直接设置数值没有考虑约束常数与色加载因子之间的关系.实际中,杂噪比是无法确知的,不能直接设置色加载因子的大小.

从优化问题(4)中可以知道两个约束常数 δ_L 与 δ_d 对权矢量 \mathbf{w} 进行约束,而 \mathbf{w} 的表达式(9)是一个关于色加载因子 β_L 和 β_d 的函数,从而可知两个色加载因子与约束常数有直接关系.本文提出了一种有效求解色加载因子的方法.同时分析它们与约束常数之间的关系,从而得到最终的权矢量.

易知,式(5)的解在约束集的边界上取得,因此,先把式(9)代入式(5)中约束 $\mathbf{w}^H \mathbf{R}_c \mathbf{w} \leq \delta_d$,可得

$$\frac{\mathbf{v}^H(\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{R}_c(\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}}{[\mathbf{v}^H(\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}]^2} = \delta_d \quad (10)$$

然后再将式(9)代入式(5)中约束 $\mathbf{w}^H \mathbf{w} \leq \delta_L$, 同样可得

$$\frac{\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-2} \mathbf{v}}{[\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}]^2} = \delta_L \quad (11)$$

通过将式(10)与式(11)联立, 得到关于 β_L 和 β_d 的方程组

$$\begin{cases} \frac{\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{R}_c (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}}{[\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}]^2} = \delta_d \\ \frac{\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-2} \mathbf{v}}{[\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}]^2} = \delta_L \end{cases} \quad (12)$$

下面详细给出方程组(12)的求解过程.

令 $f(\beta_d, \beta_L) = \mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}$, 根据矩阵函数的逆求导基本原理 $(F^{-1})' = -F^{-1} F' F^{-1}$ 和 $(F^{-2})' = -F^{-2} (F' F + F F') F^{-2}$ (F 为任意矩阵函数), 令 $F = \mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I}$, 对 $f(\beta_d, \beta_L)$ 分别求 β_L 与 β_d 的偏导, 可得

$$\partial f / \partial \beta_L = -\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-2} \mathbf{v} \quad (13)$$

$$\partial f / \partial \beta_d = -\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \cdot \mathbf{R}_c (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v} \quad (14)$$

将式(13)和式(14)代入方程组(12), 则原方程组变为

$$\begin{cases} -\frac{\partial f}{\partial \beta_d} / f^2 = \delta_d \\ -\frac{\partial f}{\partial \beta_L} / f^2 = \delta_L \end{cases} \quad (15)$$

对方程组(15)中的第二个方程求 β_L 的积分, 则可得到

$$1/f = \beta_L \delta_L + C(\beta_d) \quad (16)$$

其中, $C(\beta_d)$ 为含变量 β_d 的一个式子. 对式(16)求 β_d 的导数

$$C'(\beta_d) = -\frac{\partial f / \partial \beta_d}{f^2} \quad (17)$$

将式(17)代入式(15)中的第一个方程, 可以得到

$$C'(\beta_d) = -\frac{\partial f / \partial \beta_d}{f^2} = \delta_d \quad (18)$$

再对式(18)求 β_d 的积分, 有

$$C(\beta_d) = \beta_d \delta_d + C_0 \quad (19)$$

其中 C_0 为积分后所得的常数. 最后, 将式(19)代入式(16), 可得

$$f = 1 / (\beta_L \delta_L + \beta_d \delta_d + C_0) \quad (20)$$

因此, 将式(20)代入 $f(\beta_d, \beta_L)$ 的表达式, 有

$$\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v} = 1 / (\beta_L \delta_L + \beta_d \delta_d + C_0) \quad (21)$$

其中 C_0 为积分常数, 取值不影响结果, 故取为 0, 有

$$\mathbf{v}^H (\mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v} = 1 / (\beta_L \delta_L + \beta_d \delta_d) \quad (22)$$

式(22)给出了色加载因子 β_L, β_d 与约束常数 δ_L, δ_d 的关系. 因此, 满足优化模型(5)的 β_L 和 β_d 需满足这个有关约束常数的表达式. 从表达式中可以看出, 色加载因子的取值与约束常数不可分离, 这正是文献[15]通过直接设置色加载因子所忽略的关键之处. 下面从关系式(22)来求解两个色加载因子.

固定一个加载因子为一常数, $\beta_d = a$, 记 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{xx} + \beta_d \mathbf{R}_c = \mathbf{R}_{xx} + a \mathbf{R}_c$, 式(22)为

$$(\beta_L \delta_L + a \delta_d) \mathbf{v}^H (\mathbf{R} + \beta_L \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v} = 1 \quad (23)$$

式(23)是一个关于未知变量 β_L 的方程, 可通过一维搜索法求解出 β_L 值. 同理, 固定 $\beta_L = a$, 则 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_{xx} + \beta_L \mathbf{I} = \mathbf{R}_{xx} + a \mathbf{I}$, 那么, 式(22)为

$$(a \delta_L + \beta_d \delta_d) \mathbf{v}^H (\mathbf{R} + \beta_d \mathbf{R}_c)^{-1} \mathbf{v} = 1 \quad (24)$$

令 $\mathbf{u} = \mathbf{R}_c^{-1/2} \mathbf{v}$, $\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R}_c^{-1/2} \mathbf{R} \mathbf{R}_c^{-1/2}$, 上式化简为

$$(a \delta_L + \beta_d \delta_d) \mathbf{u}^H (\tilde{\mathbf{R}} + \beta_d \mathbf{I})^{-1} \mathbf{u} = 1 \quad (25)$$

比较式(23)与式(25)可知, 二者在形式上是等价的, 因此, 也可通过一维搜索法得到 β_d 值. 下面给出本文方法的步骤:

(a) 由优化问题(5), 建立方程组(12);

(b) 求解方程组(12), 得到 β_L 和 β_d 满足的关系式(22);

(c) 固定其中一个加载因子, 根据关系式(22), 通过一维搜索法得到另一个加载因子的值.

4 算法仿真

将所提方法与传统的采样协方差求逆 (Sample Matrix Inversion, SMI) 及文献[15]的方法进行比较, 为方便起见, 知识辅助的 LCMV-STAP 简称为 KA-LCMV-STAP, 在仿真中显示为 KA-采样快拍数, 而文献[15]的方法简称为 KA-Jam. 同文献[15, 18]一样, 在本文中, 假定每个杂波块反射单位能量, 即 $|\alpha_i|^2 = 1$, 协方差锥化矩阵为 $\mathbf{T}_i = \mathbf{I}_{NK \times NK}$. 仿真时取 $\beta_d = a = 100$, 阵列结构为均匀等距线阵, 其它仿真参数如表 1 所示.

表 1 仿真参数

阵元数	11	平台速度	90m/s
脉冲数	16	脉冲重复频率	12kHz
波长	0.03m	CNR	60dB

图 1 给出了采样快拍数不同时 SMI 方法的输出信

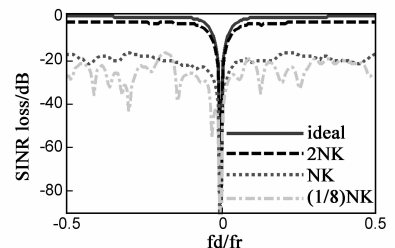


图 1 理想 SINR 损失与 SMI 法损失

干噪比 (Signal-Interference Noise Ratio, SINR) 损失曲线, 由图可见, 随着快拍数的减少, 色噪声参与权值计算引起自适应波束畸变, 使输出 SINR 性能显著下降.

图 2 分别给出了当采样快拍数分别为 NK、1/4NK、1/8NK、1/16NK 和 8 时 SMI 法、KA-Jam 法与本文提出的 KA-LCMV-STAP 法的输出 SINR 损失曲线. 从仿真结果可看出, 不同快拍数下 KA-LCMV-STAP 的 SINR 性能均比相应采样快拍数时的 SMI 法和 KA-Jam 法的 SINR 性能有较大改善. 当可用的样本数为 1/16NK 时 (即 11) 已

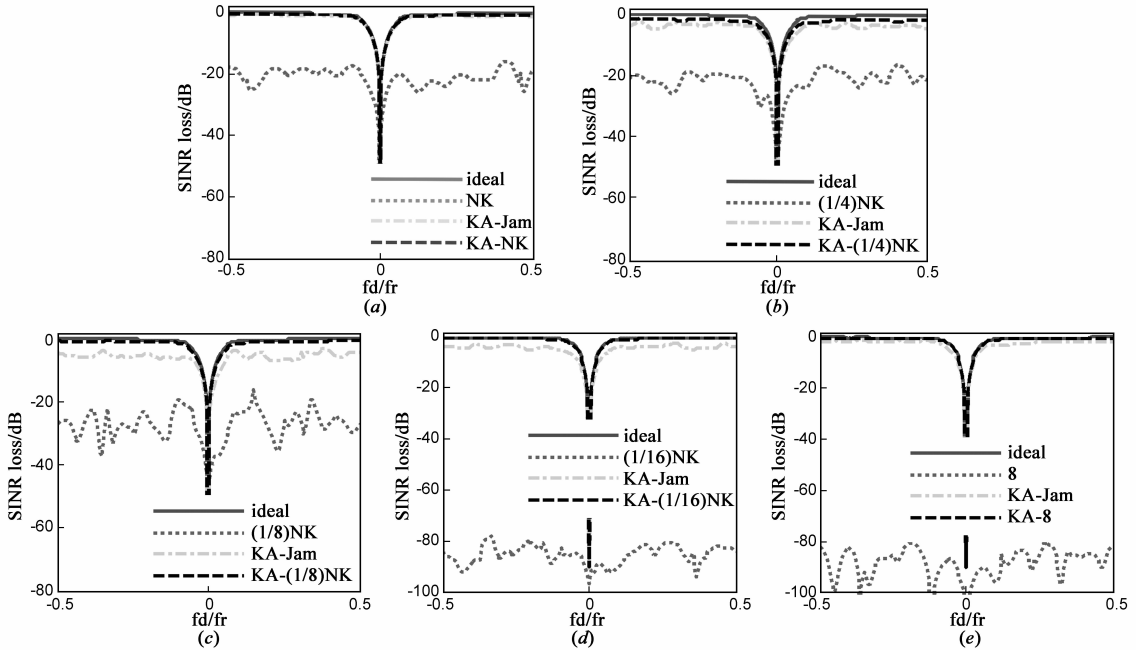


图2 理想,不同快拍数下SMI法、KA-Jam与KA-快拍数的SINR损失

从以上仿真结果可看出, 采样快拍数对 SMI 法与 KA-LCMV-STAP 的输出 SINR 损失的影响不同. 对于 SMI 法, 影响杂波抑制性能的主要因素是采样快拍数, 根据文献[9]的 RMB 准则, 采样快拍数越少, 系统输出性能越差, 当训练样本数大于 2 倍的系统自由度时, 自适应处理器相比于最优处理器的 SINR 损失大约为 3dB. 而对于知识辅助的 STAP, 影响杂波抑制性能的因素不仅是采样快拍数. 文献[19]通过渐进性分析指出, 当先验知识准确时, 知识辅助的 STAP 的输出 SINR 并不是采样快拍数的单调递增函数, SINR 损失是一个与系统自由度、采样快拍数、色加载因子及先验知识协方差的特征值有关的复杂函数. 仿真结果也与此结论一致, 说明了基于知识的 STAP 并非快拍数越多, 性能改善就越好, 还取决于其它因素.

下面使用恒虚警检测中的自适应匹配滤波器来检测目标. 该检测器具有以下形式:

$$\frac{|\mathbf{v}^H(\theta_0, f_0) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}|^2}{\mathbf{v}^H(\theta_0, f_0) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}(\theta_0, f_0)} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} \xi \quad (26)$$

其中, ξ 为检测阈值. 在采样快拍数低于系统自由度 NK

经表明杂波环境的严重非均匀性, 很难取得 RMB 准则^[9]中所需的 2NK (即 352) 个 iid 样本. 下面进一步分析杂波环境严重非均匀时, 可用样本数仅为 8 时的输出 SINR 性能. 从图 2(e) 中可看出, 在严重非均匀情况下 SMI 法的 SINR 损失在整个归一化多普勒频率区域内均低于 80dB, 杂波凹口完全不能分辨. KA-Jam 法的 SINR 损失约为 1.8dB, 而相同采样快拍数的 KA-LCMV-STAP 的 SINR 损失约为 0.3dB, 杂波凹口清晰.

时, 采样协方差矩阵是秩亏的, 因此采用文献[14]的检测统计方法得到接收机特性曲线 (Receiver Operating Characteristic, ROC), 该仿真基于 10^5 次独立实验.

图 3 分别给出了当采样快拍数分别为 NK、1/4NK、1/8NK、1/16NK 和 8 时 SMI 法、KA-Jam 法与本文提出的 KA-LCMV-STAP 法的 ROC 曲线. 从图中可看出, 不同采样快拍数时 KA-LCMV-STAP 的检测概率均比相应采样快拍数时的 SMI 法和 KA-Jam 法的检测概率有较大提高. 这说明系统输出的 SINR 得到较大改善, 杂波抑制性能较好, 从而验证了该方法的正确性与有效性.

5 结束语

针对真实杂波环境中独立同分布训练样本数少的问题, 本文通过对知识辅助的 STAP 技术进行研究, 提出了一种有效色加载因子的知识辅助 STAP 方法. 给出了知识辅助的 LCMV-STAP 模型中权矢量的求解过程, 推导出色加载因子与约束常数之间的关系式, 最后详细给出了色加载因子的求解步骤. 比较了 SMI 法、KA-Jam 法和本文方法的性能, 仿真结果验证了该方法的正

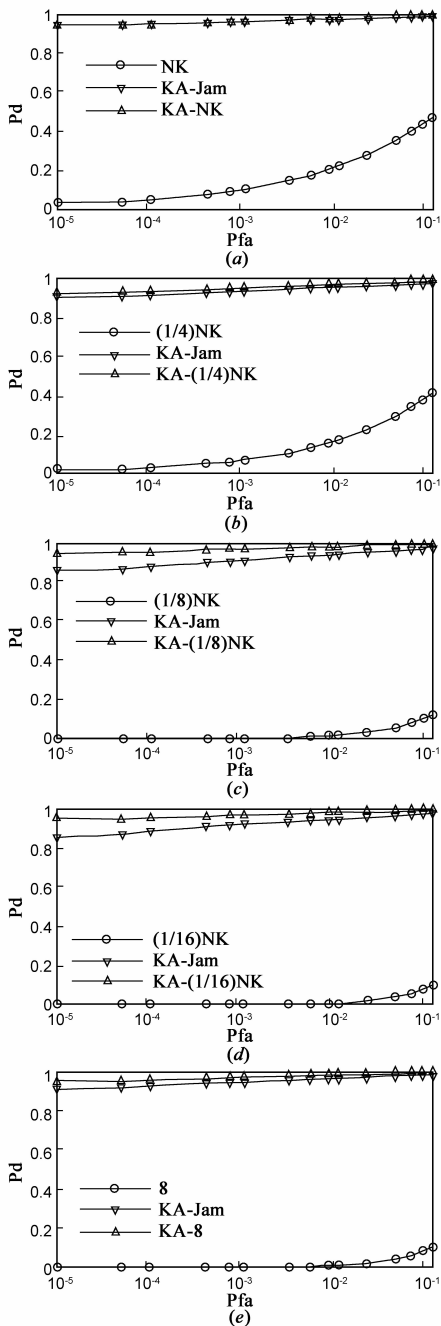


图3 不同快拍数下SMI法、KA-Jam与KA-快拍数的ROC曲线准确性与有效性。

参考文献

[1] J Ward. Space-time adaptive processing for airborne radar [R]. Lexington, Massachusetts; Lincoln Laboratory, 1994.
 [2] L E Brennan, J D Mallett, I S Reed. Adaptive arrays in airborne MTI [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1976, AP-24(5):607 – 615.
 [3] W L Melvin. A STAP overview [J]. IEEE Aerospace and Electronic System Magazine, 2004, 19(1):19 – 35.
 [4] 高飞, 谢文冲, 王永良. 非均匀杂波环境 3D-STAP 方法研

究[J]. 电子学报, 2009, 37(4):868 – 872.

GAO Fei, XIE Wen-chong, WANG Yong-liang. Research on 3D-STAP methods in non-stationary clutter [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4):868 – 872. (in Chinese)

- [5] 王彤, 保铮, 廖桂生. 地面慢速目标检测的 STAP 方法 [J]. 电子学报, 2000, 28(9):123 – 125.
 WANG Tong, BAO Zheng, LIAO Gui-sheng. STAP for ground slowly moving target detection [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(9):123 – 125. (in Chinese)
 [6] 杨博, 周一宇, 黄知涛. 距离模糊条件下的双基地 STAP 的距离独立性补偿 [J]. 电子学报, 2011, 39(3):555 – 561.
 YANG Bo, ZHOU Yi-yu, HUANG Zhi-tao. Range dependence compensation for bistatic STAP based on range ambiguity [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3):555 – 561. (in Chinese)
 [7] 王彤, 保铮. 空时二维自适应处理的目标污染样本挑选方法 [J]. 电子学报, 2001, 29(12A):1840 – 1844.
 WANG Tong, BAO Zheng. The contaminated sample selecting method for STAP [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(12A):1840 – 1844. (in Chinese)
 [8] 杨志伟, 廖桂生, 贺顺. 直接数据域的自适应匹配滤波方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(7):1616 – 1620.
 YANG Zhi-wei, LIAO Gui-sheng, HE Shun. Direct data domain approach with adaptive match filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(7):1616 – 1620. (in Chinese)
 [9] I D Reed, J D Mallet, L E Brennan. Rapid convergence rate in adaptive arrays [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1974, 10(6):853 – 856.
 [10] W Melvin, M Wicks, P Antonik, et al. Knowledge-aided space-time adaptive processing for airborne early warning radar [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 42(3):37 – 42.
 [11] C T Capraro, G T Capraro, I Bradaric. Implementing digital terrain data in knowledge-aided space-time adaptive processing [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3):487 – 496.
 [12] W L Melvin, G A Showman. An approach to knowledge-aided covariance estimation [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3):1021 – 1042.
 [13] G T Capraro, A Farina, et al. Knowledge-based radar signal and data processing: a tutorial review [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, (1):18 – 29.
 [14] ZHU Xu-min, LI Jian, P Stoica. Knowledge-aided space-time adaptive processing [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2):1325 – 1336.
 [15] J S Bergin, C M Texeira, P M Techau, 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.
 [16] K L Bell, K E Wage. Partially adaptive LCMV beamforming

with quadratic pattern constraints [A]. The 4th World Multi-conference on Systemics, Cybernetics and Informatics [C]. Orlando, USA, 2000, 213 – 218.

- [17] 张林让, 廖桂生, 罗丰. 有限快拍下自适应波束形成[J]. 西安电子科技大学学报, 2000, 27(5): 542 – 545.

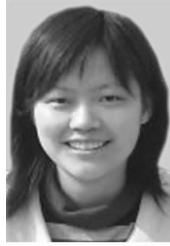
ZHANG Lin-rang, LIAO Gui-sheng, LUO Feng. Adaptive beamforming via finite snapshots [J]. Journal of Xidian University, 2000, 27(5): 542 – 545. (in Chinese)

- [18] 周宇, 张林让. 空时自适应处理中基于知识的训练样本选择策略[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 405 – 409.

ZHOU Yu, ZHANG Lin-rang, Knowledge aided secondary data selection in space time adaptive processing [J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(2): 405 – 409. (in Chinese)

- [19] TANG Bo, TANG Jun, PENG Ying-ning. Performance of knowledge aided space time adaptive processing [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2011, 5(3): 331 – 340.

作者简介



高永婵 女, 1985 年出生于贵州兴仁, 现为西安电子科技大学博士研究生, 研究方向为阵列信号处理.

E-mail: ycgao@sina.cn



廖桂生 男, 1963 年生于广西桂林, 现为西安电子科技大学信号与信息处理学科博士生导师. 目前主要研究方向为分布式小卫星雷达系统、阵列信号处理以及地面运动目标检测等.