

基于稀疏贝叶斯学习的机载双基雷达杂波抑制

吕晓德^{①②} 杨璟茂^{*①②③} 岳琦^{①②③} 张汉良^{①②③}

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(微波成像技术国家级重点实验室 北京 100190)

^③(中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 机载双基雷达杂波与构型有关且具有严重的距离依赖性, 因此杂波脊复杂多变, 独立同分布(IID)的样本很少。传统的空时自适应处理(STAP)方法受独立同分布样本数的限制, 对机载双基雷达杂波的抑制性能有限。基于机载雷达杂波在角度-多普勒域分布的稀疏特性和稀疏贝叶斯学习(SBL)在稀疏信号重建方面的优势, 该文将SBL算法应用于较为复杂的机载双基雷达双动模式下杂波抑制, 该方法可以用少量训练单元杂波估计待测距离单元的杂波协方差矩阵(CCM), 然后进行空时自适应处理; 同时, 该算法不需要样本独立同分布, 在双基双动模式下对杂波的抑制性能较好, 仿真结果验证了算法的有效性。

关键词: 杂波抑制; 稀疏重建; 空时自适应处理; 稀疏贝叶斯学习

中图分类号: TN959.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)11-2651-08

DOI: 10.11999/JEIT180062

Airborne Bistatic Radar Clutter Suppression Based on Sparse Bayesian Learning

LÜ Xiaode^{①②} YANG Jingmao^{①②③} YUE Qi^{①②③} ZHANG Hanliang^{①②③}

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(National Key Laboratory of Science and Technology on Microwave Imaging, Beijing 100190, China)

^③(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Clutter of airborne bistatic radar is related to configuration and has serious range dependence characteristic, therefore the clutter ridge is complex and variable, and few Independent and Identically Distributed (IID) samples exist. As the result, the traditional Space-Time Adaptive Processing (STAP) has a degraded suppression performance for airborne bistatic radar clutter. Based on the sparsity of airborne radar clutter in the angle-Doppler domain and the advantages of Sparse Bayesian Learning (SBL) in sparse signal reconstruction, SBL algorithm is applied to the more complex airborne bistatic radar with both transmitter and receiver moving. The method can estimate the Clutter Covariance Matrix (CCM) of the unit under test with very few training samples, then perform space-time adaptive processing. Since the method does not need independent and identically distributed samples, it has better performance of clutter suppression in the airborne bistatic radar with both transmitter and receiver moving. Simulation results verify the effectiveness of the algorithm.

Key words: Clutter suppression; Sparse signal reconstruction; Space-Time Adaptive Processing (STAP); Sparse Bayesian Learning (SBL)

1 引言

机载双基地雷达不仅具有机载雷达监视范围宽广, 机动性良好, 规避地物遮挡能力强的特点, 还具有双基雷达抗侦察、抗干扰、抗反辐射导弹以及低空、超低空突防和反隐身的优点, 在提高雷达自

身的生存能力和目标检测方面具有其独特的优势^[1,2]。机载雷达的主要目标是运动目标识别(MTI), 尤其是从强杂波中检测低速运动目标。空时自适应处理(STAP)是一种在空-时联合域进行杂波抑制, 将运动目标和杂波分离的有效方法^[3-5]。

传统空时自适应处理的一个基本环节是估计待测距离单元的杂波协方差矩阵。通常, 杂波协方差矩阵(CCM)是待测距离单元邻近的训练距离单元

的协方差矩阵求和取平均得到的。这样的估计方式要求训练距离单元杂波满足独立同分布(IID)的条件^[6], 同时需要大量的训练距离单元^[3]。对于一个有 N 天线阵元, M 个相干脉冲的STAP系统, 依据Reed-Mallett-Brennan(RMB)准则, 传统空时自适应处理和补偿类算法^[7-9]至少需要 $2MN$ 个独立同分布的训练样本来保证杂波抑制性能^[10]。实际情况中, 大量独立同分布的训练样本几乎无法获得, 因此大大限制了空时自适应处理的杂波抑制性能。一系列降维算法的提出虽然减少了对训练样本数量的要求, 但依然要求训练样本数量为杂波子空间自由度的两倍以保证算法稳定、有效^[11-13], 所需的样本数依然较大。不同于机载单基雷达杂波, 机载双基雷达杂波在角度-多普勒域的分布与双基构型有关, 具有严重的距离依赖性, 独立同分布的样本单元更少, 难以满足现有传统空时处理算法对于样本数量的要求。

稀疏贝叶斯学习方法是在相关向量机框架的基础上发展而来, 并成为了一种稀疏信号重建和恢复的有效工具。原始的稀疏贝叶斯学习方法仅适用于实数数据, 一系列适用于复数据的扩展的稀疏贝叶斯算法相继被提出^[14-17]。这些方法在雷达相关领域有很好的表现, 尤其在测量矩阵具有很高相关性的情况下, 如信号到达角(DOA)估计^[18], 微波成像^[15,19], 线性阵列合成^[20]等。由于角度和多普勒频率的依赖关系, 机载雷达杂波在角度-多普勒2维平面上分布在有限区域(即杂波脊)^[21]。对于正侧视, 杂波分布在斜线上; 对于前视, 杂波分布在圆环上。相比于整个2维平面, 显然, 杂波分布是稀疏的。机载雷达杂波的稀疏特性保证了邻近距离单元杂波在角度-多普勒域具有共同的非零支撑集^[16,17]。利用杂波在空时2维平面分布的稀疏特性, 以及稀疏贝叶斯学习(SBL)的优势^[22,23], 可以将稀疏贝叶斯学习算法应用于机载双基雷达杂波抑制。同其他领域一样, 稀疏贝叶斯学习在STAP中应用也需要解决高分辨率的稀疏重建问题, 但该方法不要求样本独立同分布。

本文首次将一种扩展的稀疏贝叶斯算法^[17]应用到机载双基雷达双动模式下的杂波抑制以解决独立同分布样本数量不足的问题; 同时, 针对机载双基雷达双动模式下杂波的分布特性, 对算法的相关参数设定进行了调整。最后, 对比传统STAP算法和JDL算法, 仿真结果验证了算法的有效性。本文工作作为机载双基雷达双动模式下杂波空时自适应处理中杂波协方差矩阵的估计提供了新的思路。

2 基于稀疏贝叶斯的STAP算法

2.1 稀疏模型

假设有 N 个天线阵元进行空域滤波, 一个相关

处理间隔(CPI)中包含 M 个脉冲, 则雷达接收到的某一距离单元的空时快拍 \mathbf{x} 为

$$\mathbf{x} = \mathbf{s}_s \otimes \mathbf{s}_t \quad (1)$$

其中, \otimes 表示直积(Kronecker积), 矢量 \mathbf{s}_s 和 \mathbf{s}_t 分别是该距离单元的空域和时域导向矢量, 即

$$\mathbf{s}_s = [1, \exp(j2\pi f_s), \dots, \exp(j2\pi(N-1)f_s)]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{s}_t = [1, \exp(j2\pi f_t), \dots, \exp(j2\pi(M-1)f_t)]^T \quad (3)$$

式中, f_s 为空域频率, f_t 多普勒频率, 两者皆由机载双基雷达模型得出。

将角度-多普勒域进行离散化, 角度维离散化为 N_s 个网格, 多普勒维离散化为 N_t 个网格, 则空时快拍 \mathbf{x} 可重新表示为

$$\mathbf{x} = \Phi \mathbf{w} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4)$$

其中, 空时快拍 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$; $\Phi \in \mathbb{C}^{MN \times N_s N_t}$ 为稀疏基矩阵, 其每一列为某一角度和多普勒所确定的导向矢量; $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{N_s N_t \times 1}$ 为稀疏向量, 其非零元素值表示相应的角度和多普勒单元上杂波或目标的幅度; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为高斯复分布噪声向量。稀疏基矩阵 Φ 如式(5):

$$\Phi = \mathbf{s}_{s0} \otimes \mathbf{s}_{t0} \quad (5)$$

其中, \otimes 表示直积(Kronecker积), 矢量 \mathbf{s}_{s0} 和 \mathbf{s}_{t0} 分别是网格划分后归一化的标准空域和时域导向矢量, 即

$$\mathbf{s}_{s0} = [1, \exp(j2\pi f_{s0}), \dots, \exp(j2\pi(N_s-1)f_{s0})]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{s}_{t0} = [1, \exp(j2\pi f_{t0}), \dots, \exp(j2\pi(M_t-1)f_{t0})]^T \quad (7)$$

式中, f_{s0} 为网格划分后归一化的空域频率, f_{t0} 为网格划分后归一化的时间频率。

假设在相邻的 L 个快拍中, 杂波具有相同的非零支撑集^[16,17], 根据式(4)可得到多快拍的稀疏表示为

$$\mathbf{X} = \Phi \mathbf{W} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_L]$, $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_L]$ 。 \mathbf{x}_l 为 \mathbf{X} 的第 l 列, 对应第 l 个输入空时快拍; \mathbf{w}_l 为 \mathbf{W} 的第 l 列, 对应第 l 个稀疏向量。

以待检测距离单元附近若干个距离单元的空时快拍作为输入, 通过稀疏重构算法可得到杂波的支撑集, 然后由杂波支撑集和待测单元的空时快拍获得待检测单元的杂波估计, 进而求解待测单元的杂波协方差矩阵。

2.2 稀疏贝叶斯学习(MSBL)

假设噪声为复高斯随机变量, 均值为0, 方差为 β^{-1} , 则距离单元快拍或者观测向量 \mathbf{x} 的条件概率密度函数为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x} | \Phi, \mathbf{w}, \beta) &= \mathcal{CN}(\mathbf{x} | \Phi \mathbf{w}, \beta^{-1} \mathbf{I}_{MN}) \\ &= \frac{1}{(\pi\beta^{-1})^{MN}} \exp\left(-\beta \|\mathbf{x} - \Phi \mathbf{w}\|_2^2\right) \quad (9) \end{aligned}$$

式中, $\|\cdot\|_2$ 表示向量或矩阵的2范数。

假设稀疏向量 $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{N_s N_t \times 1}$ 的先验概率服从零均值的复高斯分布, 其任一元素先验概率密度函数为

$$p(w_m | \alpha_m) = \mathcal{CN}(w_m | 0, \alpha_m^{-1}) = \frac{1}{\pi \alpha_m^{-1}} \exp(-\alpha_m w_m^2),$$

$$m \in [1, 2, \dots, N_s N_t] \quad (10)$$

其中, α_m 为 w_m 的方差的倒数, 是一个非负的参数。在稀疏贝叶斯学习的过程中, 自动相关判定机制决定了绝大多数元素的 α_m 趋向于无穷大。当 $\alpha_m \rightarrow \infty$, w_m 的方差趋于零。在以上基础上, 很容易给出 \mathbf{w} 的先验概率密度函数

$$p(\mathbf{w} | \boldsymbol{\alpha}) = \mathcal{CN}(\mathbf{w} | \mathbf{0}, \mathbf{A}^{-1}) = \prod_{m=1}^{N_s N_t} \mathcal{CN}(w_m | 0, \alpha_m^{-1})$$

$$= \frac{1}{\pi^{N_s N_t} |\mathbf{A}^{-1}|} \exp(-\mathbf{w}^H \mathbf{A} \mathbf{w}) \quad (11)$$

其中, $\boldsymbol{\alpha} = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N_s N_t}\}$, $\mathbf{A} = \text{diag}(\boldsymbol{\alpha})$, $|\mathbf{A}|$ 为 \mathbf{A} 的行列式值。根据贝叶斯公式, \mathbf{w} 的后验概率密度为

$$p(\mathbf{w} | \mathbf{x}, \boldsymbol{\alpha}, \beta) = \frac{p(\mathbf{x} | \mathbf{w}, \beta) p(\mathbf{w} | \boldsymbol{\alpha})}{p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\alpha}, \beta)} = \frac{1}{\pi^{N_s N_t} |\boldsymbol{\Sigma}|}$$

$$\cdot \exp\left(-(\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})^H \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

$$= \mathcal{CN}(\mathbf{w} | \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (12)$$

可看出, \mathbf{w} 的后验概率密度函数为复高斯分布 $\mathcal{CN}(\mathbf{w} | \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, 方差和均值为

$$\boldsymbol{\Sigma} = (\mathbf{A} + \beta \boldsymbol{\Phi}^H \boldsymbol{\Phi})^{-1}, \quad \boldsymbol{\mu} = \beta \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{x} \quad (13)$$

一旦 β 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 确定, \mathbf{w} 的最大后验概率(MAP)估计 $\hat{\mathbf{w}}$ 可由后验概率的均值获得

$$\hat{\mathbf{w}} = \boldsymbol{\mu} \quad (14)$$

2.3 参数估计

若已知 β 和 $\boldsymbol{\alpha}$, 可得到稀疏向量的均值, 便可得到稀疏向量的估计。 β 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 可由边缘概率密度函数 $p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\alpha}, \beta)$ 的最大似然估计得到。

$$p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\alpha}, \beta) = \frac{1}{(\pi)^{MN} |\mathbf{C}|} \exp(-\mathbf{x}^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{x})$$

$$= \mathcal{CN}(\mathbf{x} | \mathbf{0}, \mathbf{C}) \quad (15)$$

由式(15)可知, 边缘概率密度函数为复高斯分布 $\mathcal{CN}(\mathbf{x} | \mathbf{0}, \mathbf{C})$, 其均值为零, 方差 \mathbf{C} 为

$$\mathbf{C} = \beta^{-1} \mathbf{I} + \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}^{-1} \boldsymbol{\Phi}^H \quad (16)$$

通过最大化边缘概率密度函数 $p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\alpha}, \beta)$ 进行参数 $\boldsymbol{\alpha}, \beta$ 的估计, 也即

$$\{\boldsymbol{\alpha}, \beta\} = \arg \max_{\boldsymbol{\alpha}, \beta} \mathcal{L}(\boldsymbol{\alpha}, \beta) \quad (17)$$

其中, 边缘概率密度函数 $p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\alpha}, \beta)$ 的对数表示为

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\alpha}, \beta) = \lg p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\alpha}, \beta)$$

$$= -MN \lg \pi - \lg |\mathbf{C}| - \mathbf{x}^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{x} \quad (18)$$

使 $\mathcal{L}(\boldsymbol{\alpha})$ 取最大值的 α_i 的取值为

$$\hat{\alpha}_i = \begin{cases} \frac{a_i^2}{b_i^2 - a_i}, & b_i^2 > a_i \\ \infty, & b_i^2 \leq a_i \end{cases} \quad (19)$$

$a_i = \boldsymbol{\phi}_i^H \mathbf{C}_{-i}^{-1} \boldsymbol{\phi}_i$, $b_i = \boldsymbol{\phi}_i^H \mathbf{C}_{-i}^{-1} \mathbf{x}$, $\boldsymbol{\phi}_i$ 为矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 的第 i 列, \mathbf{C}_{-i} 为协方差矩阵 \mathbf{C} 删除 $\boldsymbol{\phi}_i$ 原子贡献后的矩阵(等效为求 \mathbf{C} 时, 将 α_i^{-1} 设为零)。

采用文献[24]中的方法, 求解使 $\mathcal{L}(\boldsymbol{\alpha})$ 取最大值的 β 的取值为

$$\hat{\beta} = \frac{MN - N_s N_t + \sum_{i=1}^{N_s N_t} \alpha_i \boldsymbol{\Sigma}(ii)}{\|\mathbf{x} - \boldsymbol{\Phi} \hat{\boldsymbol{\mu}}\|_2^2} \quad (20)$$

2.4 算法处理流程

稀疏贝叶斯估计具体的算法流程如表1所示。

表1 MSBL算法流程

- (1)初始化 β 的合理值;
- (2)初始化一个基向量 $\boldsymbol{\phi}_1$, 由 $\mathbf{C} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}^{-1} \boldsymbol{\Phi}^H + \beta \mathbf{I}_{MN}$ 计算 $\mathbf{C}_{-1} = \beta \mathbf{I}_M$, 由 $a_1 = \boldsymbol{\phi}_1^H \mathbf{C}_{-1}^{-1} \boldsymbol{\phi}_1$, $b_1 = \boldsymbol{\phi}_1^H \mathbf{C}_{-1}^{-1} \mathbf{x}$ 计算 a_1, b_1 , 根据式(19)计算 $\hat{\alpha}_1$, 得到更新后的 \mathbf{A} ;
- (3)计算均值 $\boldsymbol{\mu}$ 和方差 $\boldsymbol{\Sigma}$, 及所有基向量对应的 a_i, b_i ;
- (4)如果 $b_i^2 > a_i$ 且 $\hat{\alpha}_i < \infty$, 则按式(19)更新 $\hat{\alpha}_i$; 如果 $b_i^2 > a_i$ 且 $\hat{\alpha}_i = \infty$, 在模型中增加基向量^[16,17] $\boldsymbol{\phi}_i$, 并按式(19)更新 $\hat{\alpha}_i$; 如果 $b_i^2 < a_i$ 且 $\hat{\alpha}_i < \infty$, 在模型中删除原子向量 $\boldsymbol{\phi}_i$, 并更新 $\hat{\alpha}_i = \infty$, 更新 \mathbf{A} ;
- (5)由 $\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}$ 更新 β ;
- (6)由 β, \mathbf{A} 计算均值 $\boldsymbol{\mu}$ 和方差 $\boldsymbol{\Sigma}$ 及所有基向量对应的 a_i, b_i ;
- (7)判断是否收敛, 收敛则算法结束, 否则转到步骤(4)继续迭代。

以待检测距离单元附近若干个距离单元的空时快拍 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_L]$ 作为输入, 通过上述稀疏重构算法可得到杂波的支撑集, 也即多快拍模型下, 得到稀疏基矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 的估计 $\hat{\boldsymbol{\Phi}}$ 。将式(8)重写, 如式(21)所示, 其中上标 L 表示训练单元。

$$\mathbf{X}^L = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{W}^L + \boldsymbol{\varepsilon}^L \quad (21)$$

获得了杂波支撑集的估计, 利用待测单元的空时快拍 \mathbf{x}^T (上标 T 表示待测距离单元), 通过稀疏贝叶斯学习方法获得待检测单元的杂波估计 $\hat{\mathbf{w}}$, 也即

$$\mathbf{x}^T = \hat{\boldsymbol{\Phi}} \mathbf{w}^T + \boldsymbol{\varepsilon}^T \quad (22)$$

一旦获得 \mathbf{w}^T 的估计 $\hat{\mathbf{w}}^T$, 利用式(4)可以很容易得到待测距离单元的杂波协方差矩阵(CCM)的估计, 具体地:

$$\hat{\mathbf{R}} = \sum_{i=1}^{N_s N_t} |\hat{\mathbf{w}}^T(i)|^2 \boldsymbol{\phi}(i)^H + \hat{\beta} \mathbf{I}_{MN} \quad (23)$$

获得了待测距离单元的杂波协方差矩阵，可以求解基于稀疏贝叶斯学习的空时2维滤波最优权矢量，以进行同时2维处理，对杂波进行抑制。

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \mu \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{S} \quad (24)$$

稀疏贝叶斯学习方法基于贝叶斯理论和多观测向量模型，它要求观测量矩阵具有很高相关性和稀疏特性，没有对样本提出独立同分布要求。

3 仿真验证

3.1 机载双基雷达杂波

为验证稀疏贝叶斯学习方法对机载双基雷达杂波估计的有效性，先建立机载双基雷达模型进行杂波仿真模拟，然后利用稀疏贝叶斯学习方法进行杂波估计和抑制仿真实验。图1是机载双基雷达的几何模型配置图，为简化问题，假设发射、接收载机平台在与地面平行的平面运动，且发射、接收天线均为正侧面放置。基于该几何模型可以仿真得到任意几何构型、载机平台任意高度、运动速度、运动方向下机载双基雷达杂波。仿真采用统一参数，具体的仿真参数如表2所示。仿真中对接收波束进行30 dB的切比雪夫加权，杂波距离单元的宽度是30 m。

仿真中发现，不同于机载单基雷达杂波，机载

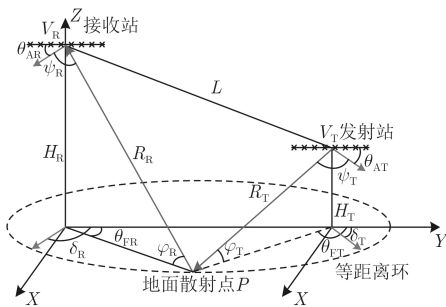


图1 机载双基雷达几何模型

双基雷达杂波的空时分布具有非常严重的距离依赖性，且受双基构型影响大，不同双基构型下杂波分布不同。图2是机载单基雷达和机载双基雷达分别在接收机平行于基线运动、发射机平行于基线运动两类典型双基构型下的杂波分布对比图。从图2(a)中可以看出机载单基雷达杂波在角度-多普勒平面上成规则的斜线分布，与距离无关；而图2(b), 图2(c)显示两类构型下机载双基雷达杂波空时分布是不规则曲线，受双基构型影响大，呈现严重的距离依赖性。杂波距离依赖性会导致不同距离单元杂波分布离散，杂波谱扩展，目标会淹没在分布范围很广的杂波中，导致雷达目标检测性能急剧退化。

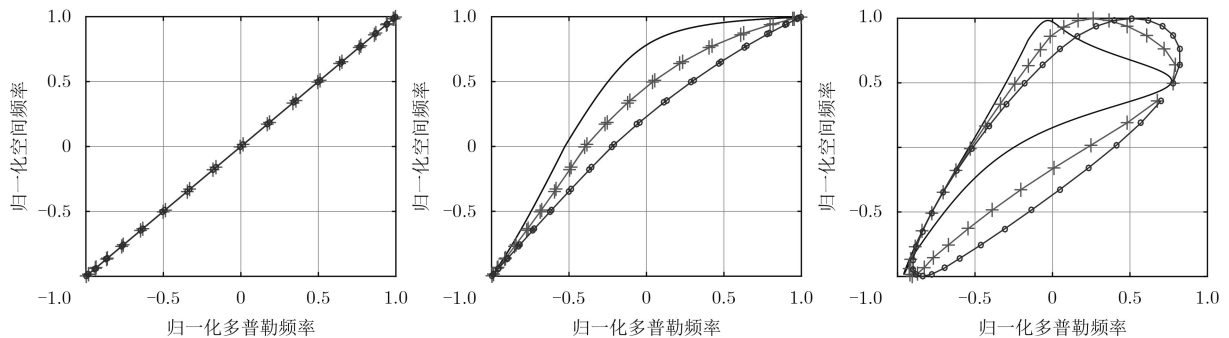
3.2 杂波估计和抑制

机载双基雷达杂波仿真显示不同构型下杂波空时分布不同，距离依赖性强弱不同，因此，本节在机载双基雷达杂波仿真模拟的基础上利用稀疏贝叶斯方法在不同的双基构型下进行杂波估计和抑制仿真。

首先进行杂波支撑集估计。将归一化的空域和

表2 系统仿真参数

符号	参数名	参数值
f_c	载频	1 GHz
f_{prf}	脉冲重复频率	1200 Hz
d	天线阵元间隔	0.15 m
N	天线阵元数	16
M	相干积累脉冲数	10
L	基线长度	50 km
R_{st}	目标单元双基距离和	70 km
H_T	发射载机平台高度	2 km
H_R	接收载机平台高度	5 km
V_T	发射载机平台速度	100 m/s
V_R	接收载机平台速度	80 m/s
CNR	杂噪比	30 dB



(a) 单基雷达杂波分布

(b) 双基雷达构型1杂波分布

(c) 双基雷达构型2杂波分布

图2 机载单基雷达与机载双基雷达杂波对比

时域频率均匀划分为60份，即将空时2维平面均匀划分为3600个网格。根据式(6)，式(7)由空域频率和多普勒频率构造稀疏基矩阵，维数为 $MN \times N_s N_t = 160 \times 3600$ ，其每一列为相应空时2维网格上对应的空时导向矢量。杂波幅度服从复高斯分布，杂噪比为30 dB。

选取待检测距离单元左右各两个距离单元，共4个训练距离单元的杂波空时快拍利用MSBL估计杂波支撑集。MSBL的参数设置如下：初始噪声功率设为1，原子剔除门限设为 6×10^{-2} ，最大迭代次数设为2000，迭代终止门限为 10^{-6} 。在双基构型1和构型2下进行杂波支撑集估计，结果如图3(b)和图4(b)所示。

根据杂波支撑集的估计作为新的稀疏基矩阵，选取待检测距离单元的杂波空时快拍，利用MSBL进行待测距离单元杂波分布估计。MSBL的参数设置如下：初始噪声功率设为1，原子剔除门限设为 8×10^{-3} ，最大迭代次数设为2000，迭代终止门限为 10^{-6} 。在双基构型1和构型2下进行待测距离单元杂波分布估计，结果如图3(c)，图4(c)所示。

在不同构型下，稀疏贝叶斯学习方法均可以利用待测距离单元附近的训练距离单元杂波获得共同的杂波稀疏支撑集，从图3(b)，图4(b)可以看出支撑集与真实杂波在角度-多普勒平面的分布几乎一

致。利用获得的杂波支撑集，结合待测距离单元的空时快拍，再次代入稀疏贝叶斯学习算法，可获得待测距离单元的杂波分布估计。从图3(c)，图4(c)可以看出，算法较好地获得了待测单元的近似杂波分布。为验证杂波估计的准确性和算法性能，求解待测距离单元杂波协方差矩阵，并进行空时自适应处理。仿真中同时增加了传统STAP算法和局域联合处理(JDL)算法^[11,12]，以便于对比。其中，根据RMB准则样本支持数量要求，传统STAP的训练距离单元数目为 $2 \times 16 \times 10 = 320$ ；JDL算法的局部处理区域大小为 3×3 ，因此JDL算法的训练距离单元数目为 $2 \times 3 \times 3 = 18$ 。MSBL算法不受RMB准则和独立同分布假设的约束，仿真中训练距离单元数目为4。从图5可以看出，在两种双基构型下相比于传统STAP算法，MSBL算法在主瓣区域和旁瓣区域均有大幅度的提高，在双基构型2中较明显；相比于 3×3 JDL算法，MSBL算法在主瓣区域性能提升有限，在旁瓣区域有较大的性能提升，同样，在第2种双基构型下比较明显。这也正说明机载双基雷达杂波受双基构型影响严重，不同构型下杂波的分布不同，杂波距离依赖性强弱不同的特点。文献[25]提出的PA2DC算法有效解决机载双基雷达杂波非均匀问题，运算量显著降低，但只在主波束方向进行补偿，在旁瓣方向仍然存在着非均匀，其改善因

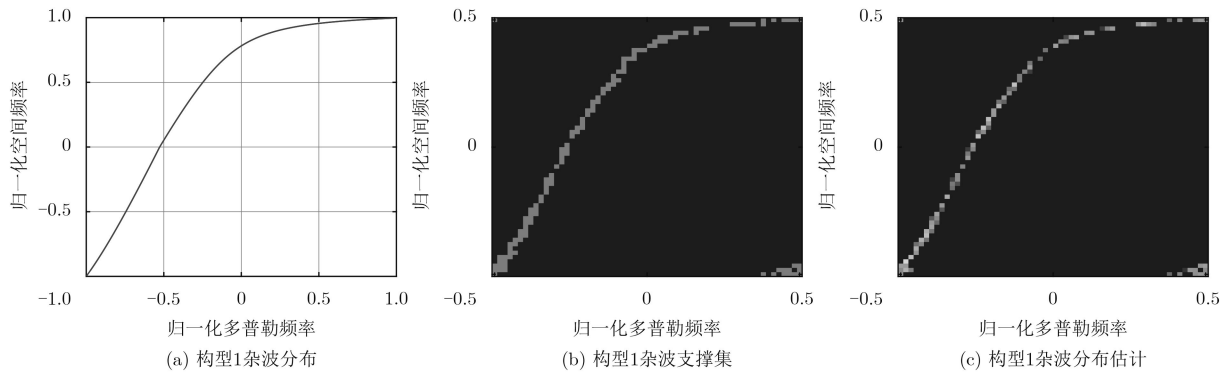


图3 双基构型1下杂波分布及杂波估计结果

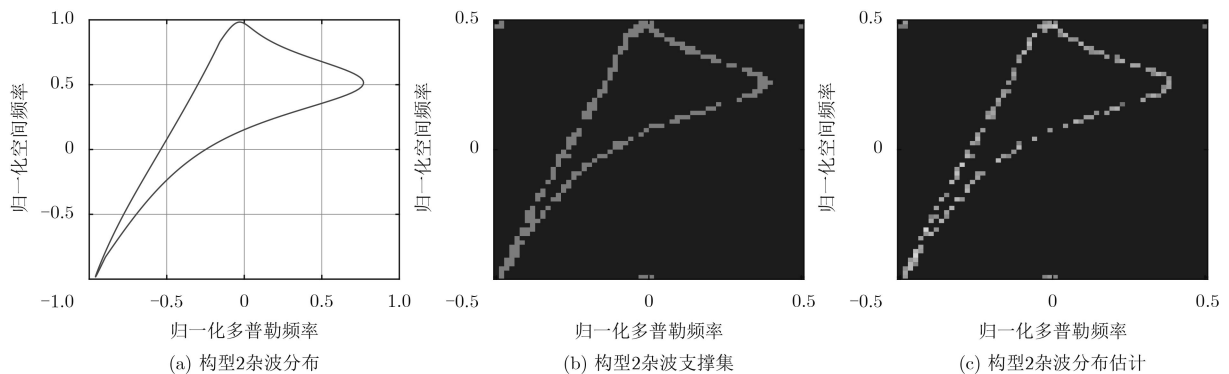


图4 双基构型2下杂波分布及杂波估计结果

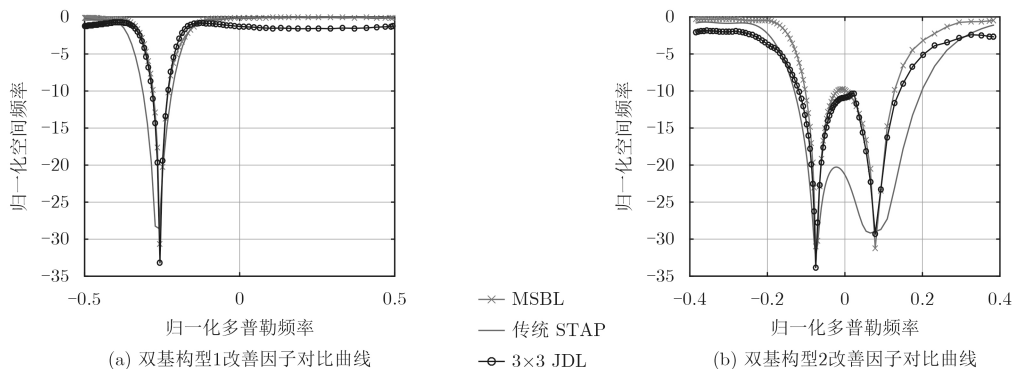


图5 改善因子对比曲线

子比最优处理器平均相差约2.16 dB, 而本文算法在主瓣区域和旁瓣区域均有较好的杂波抑制性能。

对于角度-多普勒平面的网格数目, 文献[16,26]指出网格划分值 $N_s N_t$ 的大小一般应该在 $4MN \sim 16MN$, 其中 M 和 N 分别是系统一个相干处理间隔(CPI)内的脉冲数和天线阵元数目。网格划分值 $N_s N_t$ 越大, 单个网格划分越小, 杂波估计更加精细, 改善因子曲线凹口越深, 运算量越大。文献是针对单基雷达或者双基雷达发射站静止的情形而言, 杂波在角度-多普勒平面成规则斜线分布, 且杂波不具有距离依赖性; 本文主要讨论机载双基雷达双动(发射, 接收站都运动)情形, 杂波分布复杂且具有距离依赖性, 杂波在不同距离单元扩展, 需要适当增加网格划分的数量以更精细地估计杂波, 提高稀疏贝叶斯学习的精确性。仿真中设定 $N_s N_t = 60 \times 60$, 进一步提高 $N_s N_t$ 的值不会有明显的性能提高。训练距离单元的数目, 一般选择4~8即可。对于稀疏贝叶斯学习算法的初始参数设定: 对杂波支撑集估计和待测距离单元杂波分布估计, 噪声的初始功率可一致; 原子剔除门限在杂波支撑集估计时一般为 1×10^{-4} , 在杂波分布估计时一般为前者的0.1~0.5倍。在强噪声环境下或者划分网格数目变少时, 每个网格中包含的信号能量变大, 需要相应地适当提高原子剔除门限。可以进一步改进算法, 自适应设置相关参数和门限。

贝叶斯学习方法综合多次使用先验和后验信息, 避免仅使用先验信息带来的主观偏见和缺乏样本信息时的盲目搜索, 也避免仅使用后验概率产生的噪声影响, 适用于具有一定概率统计特征的数据, 因此需要对雷达杂波建立较为准确的统计模型。同时, 文中仅对接收机平行于基线运动、发射机平行于基线运动两类构型下的杂波进行估计和抑制仿真, 对接收机、发射机均不平行于基线运动的构型尚待进一步深入研究。

4 结论

本文分析了机载双基雷达杂波的稀疏特性, 推导了回波空时快拍的稀疏表示模型, 并依据机载双基雷达模型获得了不同构型下机载双基双动条件下雷达杂波。在此基础上, 通过稀疏贝叶斯学习算法先获得杂波共同的非零支撑集, 然后估计待测距离单元的杂波分布, 进而获得待测单元杂波协方差矩阵并应用于STAP处理。仿真结果显示, 相比于传统STAP算法和JDL算法, SBL算法在机载双基雷达双动模式的不同构型下杂波抑制性能均有提高。该算法不受训练距离单元杂波样本独立同分布的假设和RMB准则对于样本数量要求的限制, 只需要少量的训练样本; 同时该算法具有收敛速度快, 受双基构型影响小的特点; 此外, 该方法无需了解有关雷达平台和配置场景的先验知识[27], 为机载双基雷达杂波抑制和目标检测提供了一种新的有效方法。

参考文献

- [1] WILLIS N J and GRIFFITHS H D. Advances in bistatic radar[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2008, 23(7): 46-46. doi: 10.1109/MAES.2008.4579292.
- [2] 段锐. 机载双基地雷达杂波仿真与抑制技术研究[D]. [博士论文], 电子科技大学, 2009.
DUAN Rui. The study on airborne bistatic radar clutter simulation and cancellation techniques[D]. [Ph.D. dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2009.
- [3] WARD J. Space-time adaptive processing for airborne radar[C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Detroit, MI, USA, 1995: 2809-2812. doi: 10.1109/ICASSP.1995.479429.
- [4] KLEMM R. Principles of space-time adaptive processing[J]. *Electronics & Communication Engineering Journal*, 2002,

- 14(6): 295–296.
- [5] WICKS M C, RANGASWAMY M, ADVE R, *et al.* Space-time adaptive processing: A knowledge-based perspective for airborne radar[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2006, 23(1): 51–65. doi: [10.1109/MSP.2006.1593337](https://doi.org/10.1109/MSP.2006.1593337).
- [6] KLEMM R. Space-time adaptive processing: principles and applications[J]. *Electronics & Communications Engineering Journal*, 1999, 11(4): 172–172.
- [7] KREYENKAMP O and KLEMM R. Doppler compensation in forward-looking STAP radar[J]. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 2001, 148(5): 253–258. doi: [10.1049/ip-rsn:20010557](https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20010557).
- [8] HIMED B, ZHANG Yinmin, and HAJJARI A. STAP with angle-doppler compensation for bistatic airborne radars[C]. Proceedings of the 2002 IEEE Radar Conference, Long Beach, CA, USA, 2002: 311–317. doi: [10.1109/NRC.2002.999737](https://doi.org/10.1109/NRC.2002.999737).
- [9] HAYWARD S D. Adaptive beamforming for rapidly moving arrays[C]. Proceedings of International Radar Conference, Beijing, China, 1996: 480–483. doi: [10.1109/ICR.1996.574504](https://doi.org/10.1109/ICR.1996.574504).
- [10] REED I S, MALLETT J D, and BRENNAN L E. Rapid convergence rate in adaptive arrays[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1974, AES-10(6): 853–863. doi: [10.1109/TAES.1974.307893](https://doi.org/10.1109/TAES.1974.307893).
- [11] WANG H and CAI L. On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, 30(3): 660–670. doi: [10.1109/7.303737](https://doi.org/10.1109/7.303737).
- [12] 孙英. 机载雷达空时自适应处理技术研究[D]. [硕士学位论文], 南京邮电大学, 2013.
- SUN Ying. Study on space-time adaptive processing technology for airborne radar[D]. [Master dissertation], Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013.
- [13] 张永顺, 冯为可, 赵杰, 等. 时变加权的机载双基雷达降维空时自适应处理[J]. *电波科学学报*, 2015, 30(1): 194–200. doi: [10.13443/j.cjors.2014040701](https://doi.org/10.13443/j.cjors.2014040701).
- ZHANG Yongshun, FENG Kewei, ZHAO Jie, *et al.* A dimensional-reduced STAP for airborne bistatic radar based on time-varying weighting techniques[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2015, 30(1): 194–200. doi: [10.13443/j.cjors.2014040701](https://doi.org/10.13443/j.cjors.2014040701).
- [14] WU Q, ZHANG Y D, AMIN M G, *et al.* Complex multitask bayesian compressive sensing[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Florence, Italy, 2014: 3375–3379. doi: [10.1109/ICASSP.2014.6854226](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2014.6854226).
- [15] POLI L, OLIVERI G, VIANI F, *et al.* MT-BCS-based microwave imaging approach through minimum-norm current expansion[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2013, 61(9): 4722–4732. doi: [10.1109/TAP.2013.2265254](https://doi.org/10.1109/TAP.2013.2265254).
- [16] ZHANG Yimin and HIMED B. Space-time adaptive processing in bistatic passive radar exploiting complex bayesian learning[C]. 2014 IEEE Radar Conference, Cincinnati, OH, 2014: 0923–0926. doi: [10.1109/RADAR.2014.6875723](https://doi.org/10.1109/RADAR.2014.6875723).
- [17] WU Qisong, ZHANG Yimin, AMIN M G, *et al.* Space-time adaptive processing in bistatic passive radar exploiting group sparsity[C]. 2015 IEEE Radar Conference, Arlington, VA, UAS, 2015: 0886–0890. doi: [10.1109/RADAR.2015.7131120](https://doi.org/10.1109/RADAR.2015.7131120).
- [18] CARLIN M, ROCCA P, OLIVERI G, *et al.* Directions-of-arrival estimation through bayesian compressive sensing strategies[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2013, 61(7): 3828–3838. doi: [10.1109/TAP.2013.2256093](https://doi.org/10.1109/TAP.2013.2256093).
- [19] OLIVERI G, ROCCA P, and MASSA A. A bayesian-compressive-sampling-based inversion for imaging sparse scatterers[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(10): 3993–4006. doi: [10.1109/TGRS.2011.2128329](https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2128329).
- [20] OLIVERI G, CARLIN M, and MASSA A. Complex-weight sparse linear array synthesis by bayesian compressive sampling[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2012, 60(5): 2309–2326. doi: [10.1109/TAP.2012.2189742](https://doi.org/10.1109/TAP.2012.2189742).
- [21] YANG Pengcheng, LÜ Xiaode, CHAI Zhihai, *et al.* Clutter cancellation along the clutter ridge for airborne passive radar[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(6): 951–955. doi: [10.1109/LGRS.2017.2689076](https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2689076).
- [22] SUN Ke, ZHANG Hao, LI Gang, *et al.* A novel STAP algorithm using sparse recovery technique[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Cape Town, South Africa, 2009: 336–339. doi: [10.1109/IGARSS.2009.5417664](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2009.5417664).
- [23] WANG Lei, LIU Yimin, MA Zeqiang, *et al.* A novel STAP method based on structured sparse recovery of clutter spectrum[C]. 2015 IEEE Radar Conference, Arlington, VA, USA, 2015: 0561–0565. doi: [10.1109/RADAR.2015.7131061](https://doi.org/10.1109/RADAR.2015.7131061).
- [24] MACKAY D J C. Bayesian Interpolation[J]. *Neural Computation*, 1992, 4(3): 415–447. doi: [10.1162/neco.1992.4.3.415](https://doi.org/10.1162/neco.1992.4.3.415).
- [25] 赵军, 田斌, 朱岱寅. 基于PAST处理的机载双基雷达自适应角度-多普勒补偿算法[J]. *雷达学报*, 2017, 6(6): 594–601. doi: [10.12000/JR17053](https://doi.org/10.12000/JR17053).
- ZHAO Jun, TIAN Bin, and ZHU Daiyin. Adaptive angle-

- Doppler compensation method for airborne bistatic radar based on PAST[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(6): 594–601. doi: [10.12000/JR17053](https://doi.org/10.12000/JR17053).
- [26] WU Qisong, ZHANG Yimin, AMIN M G, *et al.* Space-time adaptive processing and motion parameter estimation in multistatic passive radar using sparse bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(2): 944–957. doi: [10.1109/TGRS.2015.2470518](https://doi.org/10.1109/TGRS.2015.2470518).
- [27] 谢文冲, 段克清, 王永良. 机载雷达空时自适应处理技术研究综述[J]. *雷达学报*, 2017, 6(6): 575–586. doi: [10.12000/JR17073](https://doi.org/10.12000/JR17073).
XIE Wenchong, DUAN Keqing, and WANG Yongliang. Space-time adaptive processing technique for airborne radar: an overview of its development and prospects[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(6): 575–586. doi: [10.12000/JR17073](https://doi.org/10.12000/JR17073).
- 吕晓德: 男, 1969年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为基于阵列技术的新体制雷达系统及其应用.
- 杨璟茂: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为机载双基雷达杂波抑制.
- 岳琦: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为机载双基雷达杂波抑制.
- 张汉良: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为基于4G信号的外辐射源雷达.