

子空间干扰非高斯杂波的抑制

邹鲲* 来磊 骆艳卜 李伟

(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

摘要: 在复杂电磁环境下, 往往需要在线估计杂波协方差矩阵, 从而自适应调整滤波器权值, 实现对杂波的有效抑制, 这样有利于目标的估计、检测、定位或跟踪。该文考虑非高斯杂波模型, 且部分杂波受到子空间信号干扰, 并且有用信号也位于该子空间内。常规方法会导致自适应滤波器在目标多普勒频率处有较大的衰减, 极大影响了有用信号的探测。为此提出了一种知识辅助的分层贝叶斯模型, 采用变分贝叶斯推断方法获得杂波协方差矩阵的近似后验分布, 利用后验均值设计杂波抑制滤波器, 可以有效提高目标的探测性能。计算机仿真和实测数据验证结果表明, 该方法能够有效抑制杂波, 而在目标处有较好的探测能力。

关键词: 非高斯杂波; 子空间干扰; 分层贝叶斯模型; 变分贝叶斯推断; 杂波抑制

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2020)04-0715-07

DOI: 10.12000/JR19050

引用格式: 邹鲲, 来磊, 骆艳卜, 等. 子空间干扰非高斯杂波的抑制[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 715–721. doi: 10.12000/JR19050.

Reference format: ZOU Kun, LAI Lei, LUO Yanbo, *et al.* Suppression of non-Gaussian clutter from subspace interference[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 715–721. doi: 10.12000/JR19050.

Suppression of Non-Gaussian Clutter from Subspace Interference

ZOU Kun* LAI Lei LUO Yanbo LI Wei

(School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In complex electromagnetic environments, a clutter covariance matrix is required to estimate in the on-line manner, so as to adaptively adjust the filter weight to effectively suppress clutter, thereby improving target estimation, detection, location, and tracking. In this paper, a non-Gaussian clutter model is considered, while apart of the clutter data maybe contaminated by subspace interference, wherein the signal of interest is located in the subspace. To this end, we propose a knowledge-aided hierarchical Bayesian model and obtain the approximated posterior distribution of the clutter covariance matrix by exploiting variational Bayesian inference methods. The target detection performance can be enhanced using a clutter-suppression filter that is designed based on the posterior mean of the clutter covariance matrix. A comparison of the computer simulation results with real clutter data confirms that the proposed method can suppress the clutter and improve detection performance.

Key words: Non-Gaussian clutter; Subspace interference; Hierarchical Bayesian model; Variational Bayesian inference; Clutter suppression

1 引言

为了对抗复杂电磁环境^[1], 杂波抑制滤波器权

值的设计往往不能在信号处理器设计阶段就确定下来, 而通常采用在线的方式^[2], 即利用当前数据估算杂波的统计特性, 如杂波协方差矩阵或杂波功率谱, 再计算相应的滤波器权值, 实现对当前杂波的抑制。自适应处理依赖于获得的杂波数据的质量和数量。在非均匀杂波场景^[3], 杂波数据统计特性有可能偏离了待处理单元杂波统计特性, 那么杂波统计性能会受到影响。杂波数据数量太少^[4], 会导致杂波统计特性估计误差较大, 在一定程度上也会严重影响杂波的抑制能力。为了解决上述问题, 一方面可以通过建立合理的杂波模型, 在模型设计阶段

收稿日期: 2019-04-18; 改回日期: 2019-11-25; 网络出版: 2019-12-16

*通信作者: 邹鲲 wyyxzk@163.com

*Corresponding Author: ZOU Kun, wyyxzk@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61571456, 61603409), 博士后基金(2017M623352, 2018T111148)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571456, 61603409), The Postdoctoral Science Foundation of China (2017M623352, 2018T111148)

责任编辑: 赵拥军 Corresponding Editor: ZHAO Yongjun

就考虑到杂波的非均匀性问题^[5]。另一方面通过利用某些先验信息^[6]，从而弥补由于杂波数据缺损导致了杂波统计特性估计误差较大的问题。

复杂电磁环境的检测问题中，各种人为或非人为的干扰也会严重污染参考数据，导致杂波抑制效果变差^[7]。这一类干扰具有一定的随机性和欺骗性，例如当杂波数据中包含了类似目标特性的干扰，那么杂波抑制滤波器会在目标处产生一个较大的凹口，从而对目标信号进行了极大的抑制，可以显著降低了目标检测概率^[8]。而在现代认知无线电领域也面临这个问题，无线电频谱拥挤环境显而易见^[9]，杂波数据受到随机干扰的可能性非常大，而干扰频段有可能正好覆盖了感兴趣目标的特征，导致无法完成有用信号的探测。

本文考虑受子空间干扰的非高斯杂波的自适应处理问题。杂波的非高斯性通常由于探测环境复杂性和分辨率的提高导致的，如在城市区域的密集楼宇导致杂波显著偏离高斯特性^[10]，在高海况下高分辨率探测时也会由于海面高动态特性导致杂波数据具有显著的非高斯性^[11]。当杂波数据受到干扰时，干扰方在哪个杂波数据上施加了何种干扰均具有不确定性，本文考虑一种低秩子空间干扰，而感兴趣目标特征正好位于该子空间内。由于干扰具有感兴趣信号的特征，这样就导致了常规杂波抑制滤波器会将感兴趣目标特征看作杂波而进行抑制，从而显著降低了对该信号的探测能力。为此在第2节讨论了一种分层Bayesian模型，该模型考虑了干扰的不确定性、杂波的非高斯性。在第3节采用了变分Bayesian推断技术，获得了杂波协方差矩阵的近似后验分布。在第4节用杂波协方差矩阵的后验均值设计杂波抑制滤波器，计算机仿真和实测数据分析表明，该滤波器可以在抑制杂波的同时，有效提高目标的探测性能。最后给出了全文的结论和下一步研究方向。

2 统计模型

假定获得了 K 个杂波数据，每个杂波数据 \mathbf{z}_k 为长度 N 的列矢量可以表示为

$$\mathbf{z}_k = i_k \mathbf{H} \boldsymbol{\alpha}_k + \sqrt{\tau_k} \mathbf{g}_k, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

其中，杂波分布为复合高斯杂波模型^[12]，该模型包含了纹理分量和散斑分量。杂波的散斑分量 \mathbf{g}_k 服从零均值，协方差矩阵为 \mathbf{R} 的复高斯分布，本文假定 \mathbf{R} 是未知的。非负随机变量 τ_k 表示杂波的纹理分量。对于复合高斯模型，其非高斯性来自纹理分量的统计分布。假定 K 个杂波中部分数据受到了子空间信号干扰，即 i_k 取值为0或1，取0表示该杂波数据

中没有受到干扰，否则表示受到干扰。本文假定干扰信号子空间由 L 个 N 维列矢量张成的，这些列矢量构成了一个 $N \times L$ 的矩阵 \mathbf{H} ，且 $L < N$ ，本文假定 \mathbf{H} 是已知的，且感兴趣的目标特征位于该子空间内。干扰信号在该子空间内的坐标可以表示为一个 L 的列矢量 $\boldsymbol{\alpha}_k$ ，本文假定其为未知的。在上述模型中，可以依据数据类型分为3类。第1类是观测数据 $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K]$ ，第2类是不可观测数据集合 $\mathbf{X} = \{i_k, \boldsymbol{\alpha}_k, \tau_k, \mathbf{R}\}$ 。在贝叶斯模型下，将这些不可观测数据看作随机变量，其服从某种先验分布，那么在分层Bayesian模型^[13]中，还包含第3类数据集合，即各种先验分布参数集合 $\boldsymbol{\theta}$ 。这3类数据集合构成了一个分层的Bayesian模型。由此可以得到联合分布

$$p(\mathbf{Z}; \mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) = \pi(\mathbf{R}; v, \bar{\mathbf{R}}) \prod_{k=1}^K p(\mathbf{z}_k | i_k, \boldsymbol{\alpha}_k, \tau_k, \mathbf{R}) \cdot \pi(i_k; p) \pi(\boldsymbol{\alpha}_k; \sigma_\alpha^2) \pi(\tau_k; a, b) \quad (2)$$

其中，似然函数表示为

$$p(\mathbf{z}_k | i_k, \boldsymbol{\alpha}_k, \tau_k, \mathbf{R}) = \frac{1}{\pi^N \tau_k^N \|\mathbf{R}\|} \cdot \exp \left\{ -\frac{(\mathbf{z}_k - i_k \mathbf{H} \boldsymbol{\alpha}_k)^H \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z}_k - i_k \mathbf{H} \boldsymbol{\alpha}_k)}{\tau_k} \right\} \quad (3)$$

模型参数 i_k 的先验分布为Bernoulli分布，即

$$\pi(i_k; p) = p^{i_k} (1-p)^{1-i_k} \quad (4)$$

该分布只有一个参数 p ，表示 i_k 取1的概率。纹理分量 τ_k 的先验分布为逆伽玛分布

$$\pi(\tau_k; a, b) \propto \tau_k^{-a-1} \exp\left(-\frac{b}{\tau_k}\right) \quad (5)$$

其中，符号 \propto 表示正比于的意思，该分布有两个参数 (a, b) 分别是形状参数和尺度参数。模型参数 $\boldsymbol{\alpha}_k$ 服从 L 维的复高斯分布

$$\pi(\boldsymbol{\alpha}_k; \sigma_\alpha^2) = \frac{1}{\pi^L \sigma_\alpha^{2L}} \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{\alpha}_k\|^2}{\sigma_\alpha^2}\right) \quad (6)$$

模型参数 \mathbf{R} 服从逆Wishart分布

$$\pi(\mathbf{R}; v, \bar{\mathbf{R}}) \propto \|\mathbf{R}\|^{-v-N} \text{etr} \left\{ -(v-N) \bar{\mathbf{R}} \mathbf{R}^{-1} \right\} \quad (7)$$

由于干扰信号的不确定性，直接计算模型参数 \mathbf{R} 的后验均值是非常困难的。本文中，假定先验分布的参数，即超参数是已知的。

3 变分Bayesian推断

Bayesian模型中的未知参数的后验，可以利用Bayesian法则得到

$$p(\mathbf{X}|\mathbf{Z};\boldsymbol{\theta}) = \frac{p(\mathbf{Z}|\mathbf{X})\pi(\mathbf{X};\boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{Z})} \quad (8)$$

但对于本文分层Bayesian模型而言，后验分布的计算往往非常困难。目前有两种途径，一种是采用Markov链Monte Carlo仿真得到参数 \mathbf{X} 的后验分布抽样，如Gibbs抽样算法^[14]，再根据抽样值的统计分析获得参数 \mathbf{X} 的统计特征。该方法的优点是能够获得任意精度的估计，只要抽样值数量足够大。但其显著的缺点是计算量大，抽样序列何时收敛并没有一个确切的标准，且不能获得后验分布的具体形式。第2种途径就是采用近似的方法，其最大优点是计算量小，如最早提出的Laplace近似，但其仅仅利用了2阶统计特性，并采用Gaussian分布作为近似，近似效果并不好。而本文主要讨论变分Bayesian推断方法^[15]，其基本思想是在给定一个后验分布族 Q 中，寻找一个后验分布 q ，使得其与真实的后验分布 p 的Kullback-Leibler散度最小。采用变分Bayesian推断可以获得后验分布的具体形式，从而有利于进一步的处理。基于均值场理论，忽略参数之间的相关性，而将参数集合 \mathbf{X} 分解为若干独立的子集，这样可以获得每个参数的后验分布。

首先计算 i_k 的变分后验分布，其可以表示为

$$\ln q(i_k) = \langle \ln p(\mathbf{Z}; \mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{/i_k} + \text{const} \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned} & \langle \ln p(\mathbf{Z}; \mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{/X_m} \\ & \triangleq \int p(X_1 \cdots X_{m-1}, X_{m+1} \cdots X_M | \mathbf{Z}) \\ & \cdot \ln p(\mathbf{Z}; \mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) dX_1 \cdots dX_{m-1} dX_{m+1} \cdots dX_M \end{aligned} \quad (10)$$

这里将模型参数集合 \mathbf{X} 分为 M 组子集。将式(2)代入到式(9)，可以得到

$$\ln q(i_k) = i_k \ln(\beta_k p) + (1 - i_k) \ln(1 - p) + \text{const} \quad (11)$$

其中

$$\begin{aligned} \ln \beta_k &= 2 \langle \tau_k^{-1} \rangle \text{Re} \left(\mathbf{z}_k^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \rangle \right) \\ & - \langle \tau_k^{-1} \rangle \text{tr} \left(\langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \boldsymbol{\alpha}_k^H \rangle \mathbf{H}^H \right) \end{aligned} \quad (12)$$

其中，符号 $\langle \cdot \rangle$ 表示后验均值。可以看出 i_k 的变分后验分布也是Bernoulli分布，即 $i_k \sim \text{Ber}(q_k)$ ，其中

$$q_k = \frac{\beta_k p}{1 - p + \beta_k p} \quad (13)$$

再计算参数 $\boldsymbol{\alpha}_k$ 的后验分布

$$\ln q(\boldsymbol{\alpha}_k) = \langle \ln p(\mathbf{Z}; \mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{/\boldsymbol{\alpha}_k} + \text{const} \quad (14)$$

经过推导可以得到

$$\begin{aligned} & \ln q(\boldsymbol{\alpha}_k) \\ & = - \left\{ \begin{aligned} & \left(\boldsymbol{\alpha}_k - \left(\langle i_k^2 \rangle \langle \tau_k^{-1} \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \right. \right. \\ & \left. \left. + \sigma_\alpha^{-2} \mathbf{I} \right)^{-1} \langle i_k \rangle \langle \tau_k^{-1} \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{z}_k \right)^H \\ & \times \left(\langle i_k^2 \rangle \langle \tau_k^{-1} \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} + \sigma_\alpha^{-2} \mathbf{I} \right) \\ & \times \left(\boldsymbol{\alpha}_k - \left(\langle i_k^2 \rangle \langle \tau_k^{-1} \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \right. \right. \\ & \left. \left. + \sigma_\alpha^{-2} \mathbf{I} \right)^{-1} \langle i_k \rangle \langle \tau_k^{-1} \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{z}_k \right) \end{aligned} \right\} \\ & + \text{const} \end{aligned} \quad (15)$$

容易看出，参数 $\boldsymbol{\alpha}_k$ 的后验分布服从复高斯分布

$$\begin{aligned} & q(\boldsymbol{\alpha}_k) \sim \text{CN}(\boldsymbol{\mu}_k, \mathbf{R}_k) \\ & \left. \begin{aligned} & \mathbf{S}_k^{-1} = \langle i_k^2 \rangle \langle \tau_k^{-1} \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} + \sigma_\alpha^{-2} \mathbf{I} \\ & \boldsymbol{\mu}_k = \langle i_k \rangle \langle \tau_k^{-1} \rangle \mathbf{S}_k \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{z}_k \end{aligned} \right\} \quad (16) \end{aligned}$$

参数 τ_k 的变分后验分布可以表示为

$$\ln q(\tau_k) = \langle \ln p(\mathbf{Z}; \mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{/\tau_k} + \text{const} \quad (17)$$

容易推导得到

$$\begin{aligned} & \ln q(\tau_k) = (-a - N - 1) \ln \tau_k - \tau_k^{-1} \\ & \cdot \left(\begin{aligned} & \mathbf{z}_k^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{z}_k - \langle i_k \rangle \mathbf{z}_k^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \rangle \\ & - \langle i_k \rangle \langle \boldsymbol{\alpha}_k^H \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{z}_k \\ & + \langle i_k^2 \rangle \text{tr} \left(\langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \boldsymbol{\alpha}_k^H \rangle \mathbf{H}^H \right) + b \end{aligned} \right) \\ & + \text{const} \end{aligned} \quad (18)$$

可以看出，参数 τ_k 的变分后验分布也是逆伽玛分布

$$\begin{aligned} & q(\tau_k) \sim \text{IG}(a_k, b_k) \\ & \left. \begin{aligned} & a_k = a + N \\ & b_k = b + \mathbf{z}_k^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{z}_k - \langle i_k \rangle \mathbf{z}_k^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \rangle \\ & - \langle i_k \rangle \langle \boldsymbol{\alpha}_k^H \rangle \mathbf{H}^H \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{z}_k \\ & + \langle i_k^2 \rangle \text{tr} \left(\langle \mathbf{R}^{-1} \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \boldsymbol{\alpha}_k^H \rangle \mathbf{H}^H \right) \end{aligned} \right\} \quad (19) \end{aligned}$$

参数 \mathbf{R} 的变分后验分布可以表示为

$$\ln q(\mathbf{R}) = \langle \ln p(\mathbf{Z}; \mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{/\mathbf{R}} + \text{const} \quad (20)$$

经过推导可以得到

$$\begin{aligned} & \ln q(\mathbf{R}) = (-v - K - N) \ln \|\mathbf{R}\| \\ & - \text{tr} \left\{ \left[\left(v - N \right) \bar{\mathbf{R}} + \sum_{k=1}^K \langle \tau_k^{-1} \rangle \right. \right. \\ & \left. \left. \cdot \left(\begin{aligned} & \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H - \langle i_k \rangle \mathbf{z}_k \langle \boldsymbol{\alpha}_k^H \rangle \mathbf{H}^H \\ & - \langle i_k \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \rangle \mathbf{z}_k^H \\ & + \langle i_k^2 \rangle \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\alpha}_k \boldsymbol{\alpha}_k^H \rangle \mathbf{H}^H \end{aligned} \right) \right] \mathbf{R}^{-1} \right\} \\ & + \text{const} \end{aligned} \quad (21)$$

可以发现，参数 \mathbf{R} 的变分后验分布也是服从逆Wishart分布

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{R} &\sim \text{ICW}(v_p, \bar{\mathbf{R}}_p) \\ v_p &= v + K \\ \bar{\mathbf{R}}_p &= (v - N) \bar{\mathbf{R}} + \sum_{k=1}^K \langle \tau_k^{-1} \rangle (\mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H - \langle i_k \rangle \mathbf{z}_k \langle \alpha_k^H \rangle \mathbf{H}^H \\ &\quad - \langle i_k \rangle \mathbf{H} \langle \alpha_k \rangle \mathbf{z}_k^H + \langle i_k^2 \rangle \mathbf{H} \langle \alpha_k \alpha_k^H \rangle \mathbf{H}^H) \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

由于上述近似后验分布具有已知的形式, 因此分布参数中的后验均值容易计算出来, 计算方法为

$$i_k \sim \text{Ber}(q_k) \Rightarrow \begin{cases} \langle i_k \rangle = q_k \\ \langle i_k^2 \rangle = q_k \end{cases} \quad (23)$$

$$\alpha_k \sim \text{CN}(\boldsymbol{\mu}_k, \mathbf{S}_k) \Rightarrow \begin{cases} \langle \alpha_k \rangle = \boldsymbol{\mu}_k \\ \langle \alpha_k \alpha_k^H \rangle = \boldsymbol{\mu}_k \boldsymbol{\mu}_k^H + \mathbf{S}_k \end{cases} \quad (24)$$

$$\tau_k \sim \text{IG}(a_k, b_k) \Rightarrow \langle \tau_k^{-1} \rangle = \frac{a_k}{b_k} \quad (25)$$

$$\mathbf{R} \sim \text{ICW}(v_p, \bar{\mathbf{R}}_p) \Rightarrow \langle \mathbf{R}^{-1} \rangle = v_p \bar{\mathbf{R}}_p^{-1} \quad (26)$$

利用变分贝叶斯推断技术, 可以获得杂波协方差矩阵 \mathbf{R} 的后验分布, 进而可以将其后验均值作为杂波协方差矩阵的估计, 用于杂波的抑制。

4 数值仿真

首先需要产生一个受到子空间干扰的非高斯杂波数据。由于本文构造的分层Bayesian模型中考虑的杂波模型为复合高斯模型, 而复高斯模型是该模型的特例, 因此在计算机仿真中, 仅考虑复高斯分布杂波, 而对于杂波的相关性, 假定杂波的协方差矩阵 \mathbf{R} 满足 $\mathbf{R}_{m,n} = r^{|m-n|}$, 其中 $r=0.8$ 。由于杂波功率谱集中在Doppler频率为0的附近, 因此假定干扰子空间 \mathbf{H} 由 L 个矢量构成, $\mathbf{h}_{l,n} = e^{j2\pi f_l(n-1)}$, 其中 $l=1, 2, \dots, L, n=1, 2, \dots, N$ 。在仿真中假定 $N=8, L=3, f_1=0.28, f_2=0.30, f_3=0.32$ 。干扰杂波功率比(ICR)定义为

$$\text{ICR} = \eta \sigma_\alpha^2 \text{tr} \{ \mathbf{H} \mathbf{H}^H \} \quad (27)$$

其中, η 表示被干扰的杂波数据的占比。本文考虑共有 $K=40$ 个杂波数据, 且有 ηK 数据受到子空间干扰。

为了分析自适应处理的效果, 考虑本文给出算法中的 q_k 的取值, 该值表示了第 k 个杂波数据是否受到干扰的概率。考虑到数据的随机性, 将算法独立运行50次, 计算 q_k 的平均值, 其取值大小代表了受干扰数据的识别率。还分析了由杂波协方差矩阵估计值构成滤波器用于杂波抑制的效果, 为此定义一个归一化信杂比

$$\text{SCR} = \mathbf{p}^H \tilde{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{p} \quad (28)$$

其中, $\tilde{\mathbf{R}}$ 是杂波协方差矩阵的估计值, 而矢量 \mathbf{p} 是

目标的导向矢量, 即 $\mathbf{p}_n = e^{j2\pi f(n-1)}$ 。显然SCR是目标归一化Doppler频率的函数。一般而言, SCR在杂波功率谱附近将产生较大的衰减, 也就是说此时目标特征与杂波特征类似。而如果杂波受到子空间信号的干扰, 那么在子空间对应的 f_l 附近SCR将显著降低。因此如果敌方实施子空间干扰, 那么当感兴趣目标特征落入该子空间时, 就很难被检测到。

作为对比分析, 本文考虑了多种杂波协方差矩阵估计值。用VBI表示采用式(26)得到的杂波协方差矩阵。在仿真中用OPT表示杂波协方差矩阵已知的情况。用SCM表示样本协方差矩阵

$$\text{SCM} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \quad (29)$$

用NSCM表示归一化样本协方差矩阵

$$\text{NSCM} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H}{\|\mathbf{z}_k\|^2} \quad (30)$$

用DL表示对角加载的样本协方差矩阵估计

$$\text{DL} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H + \delta \mathbf{I} \quad (31)$$

其中, 对角加载量选择为SCM的最小特征值的5~10倍。用PRJ表示一种对角加载的正交投影的协方差矩阵估计

$$\text{PRJ} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\mathbf{P} \mathbf{z}_k) (\mathbf{P} \mathbf{z}_k)^H + \delta \mathbf{I} \quad (32)$$

其中, \mathbf{P} 是正交投影矩阵: $\mathbf{P} = \mathbf{I} - \mathbf{H}(\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H$ 。需要指出的是, 由于子空间已知, 可以将杂波数据全部投影到 \mathbf{H} 的正交子空间上, 然后计算样本协方差矩阵, 该矩阵不能保证满秩的, 因此还需进行对角加载。

在仿真中分别在第5, 10, 15, 20, 25, 30, 35杂波数据中注入ICR=0 dB子空间干扰, 此时 $\eta=17.5\%$ 。仿真结果如图1所示。从图1(a)可以看出, 对于未受到干扰的数据均能很好的识别, 其 q_k 值为0。而对于施加干扰的杂波数据, 识别率大约在85%~95%之间, 这说明在计算过程中, 部分受干扰的杂波数据没有被正确识别出来, 这样就可能导致SCR在子空间干扰处产生衰减。图1(b)给出了SCR与归一化Doppler的关系, 对于协方差矩阵已知的情况, 其具有较好的杂波抑制性能, 且在干扰频率(f_1, f_2, f_3)附近没有任何的衰减。而对于DL和PRJ两种估计器, 由于使用了对角加载技术, 杂波抑制性能减弱, 其中PRJ采用了正交投影技术, 其在干扰频率(f_1, f_2, f_3)附近衰减很少。对于SCM和

NSCM，杂波抑制性能较好，但由于在计算过程中没有考虑可能的干扰，因此在干扰频率(f_1, f_2, f_3)附近衰减非常大，其中SCM的衰减达到了-15 dB。而对于本文给出的算法，具有较好的杂波抑制能力，且在干扰频率(f_1, f_2, f_3)附近的衰减比理想情况略低3 dB左右。

如果增加干扰个数，假定从第5个杂波数据开始到第35个杂波数据，每间隔一个杂波数据施加ICR=0 dB的干扰。此时杂波被干扰的个数16个，占比40%。计算机仿真结果如图2所示。可以看出，对于未受干扰的数据识别率较好，而对于受干扰的数据的识别率大约在65%~85%之间，这说明部分受干扰的杂波数据没有正确识别，而SCR曲线来看，本文的算法得到的杂波抑制性能和干扰区间内的SCR均在合理范围。

如果进一步将干扰数量增大，共计31个杂波数据受到干扰，仿真结果如图3所示。可以看出由于干扰数量的增加，无干扰数据的错误识别率大约在5%附近，而有干扰数据的正确识别率大约只有

20%~40%。干扰数据的占比的增大，显著降低了算法的性能。从SCR曲线也能看出，在干扰频段内，SCR的衰减较大。但与其他算法比较，本文给出的算法能够在杂波抑制性能和干扰区间的抗干扰能力进行折中，虽然DL和PRJ具有较好的抗干扰能力，但在杂波抑制上却较差，而SCM和NSCM在杂波抑制上较强，而在抗干扰能力上较弱。

接下来考虑实测数据的分析。本文采用的实测数据来自IPIX雷达海杂波数据，数据文件编号为19980223_171533_ANTSTEP和19980223_170435_ANTSTEP，分别对应了30 m距离分辨率和15 m距离分辨率。该雷达杂波数据包含了4种不同的收发极化组合，本文选择的收发极化均为水平极化数据。杂波数据包含了34个距离单元，共计60000个脉冲回波，本文选择 $N=8, K=32$ ，并沿着脉冲个数方向按照30%交叠依次选择数据，共计获得29997个杂波数据组，每组32个杂波数据。按照 $\eta=40.0\%$ 注入子空间干扰数据。由于海杂波数据的杂波功率谱中心在0.1附近^[16]，因

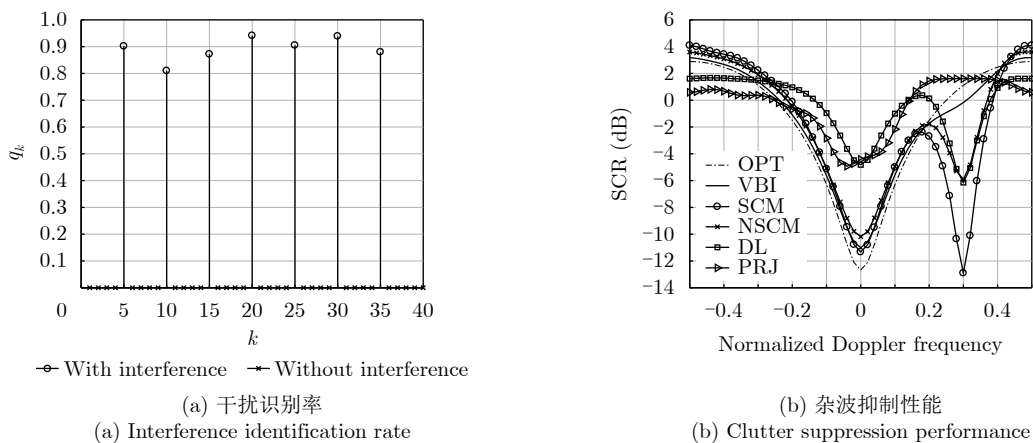


图 1 仿真数据 $\eta=17.5\%$ 时干扰识别与杂波抑制

Fig. 1 Interference identification and clutter suppression with $\eta=17.5\%$ using simulated data

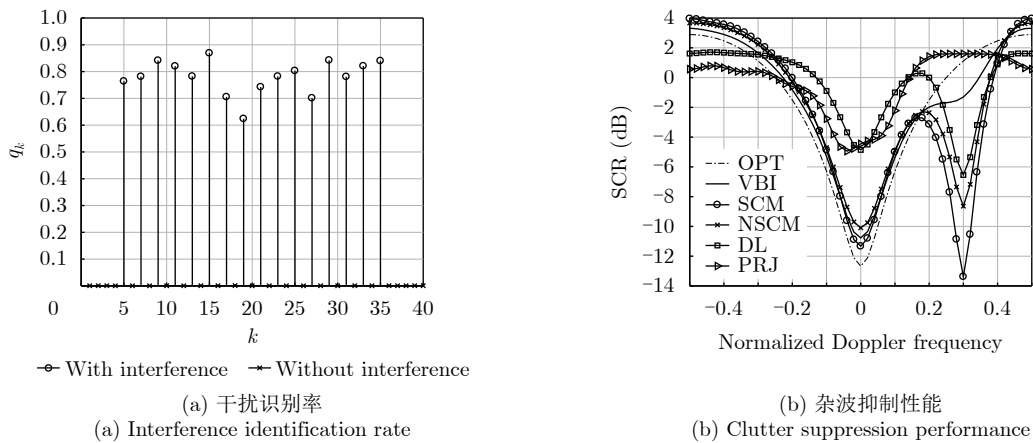


图 2 仿真数据 $\eta=40.0\%$ 时干扰识别与杂波抑制

Fig. 2 Interference identification and clutter suppression with $\eta=40.0\%$ using simulated data

此本文设定的子空间干扰频段 $f_1=-0.28$, $f_2=-0.30$, $f_3=-0.32$, 干扰信号 $\sigma_a^2 = 20$ 。海杂波数据具有高度的动态特性, 统计特性偏离了高斯分布。

图4给出了30 m距离分辨率杂波数据的仿真结果。可以看出, 在32个杂波数据中, 共计12个杂波数据受到干扰, 其中未受干扰的杂波数据均能正确

识别, 而受到干扰的杂波数据, 有1个没有正确识别。由于部分数据未能正确识别, 导致了SCR在干扰频段内有所下降。但在杂波抑制和抗干扰能力整体评估上, 仍然优于其他方法。

图5给出了15 m距离分辨率实测数据的仿真结果, 从这里看出, 有一个受干扰的距离单元识别率

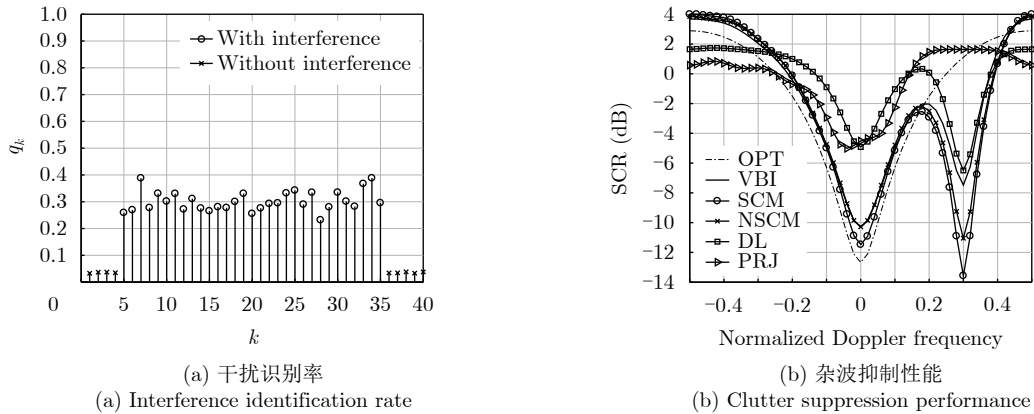


图 3 仿真数据 $\eta=77.5\%$ 时干扰识别与杂波抑制

Fig. 3 Interference identification and clutter suppression with $\eta=77.5\%$ using simulated data

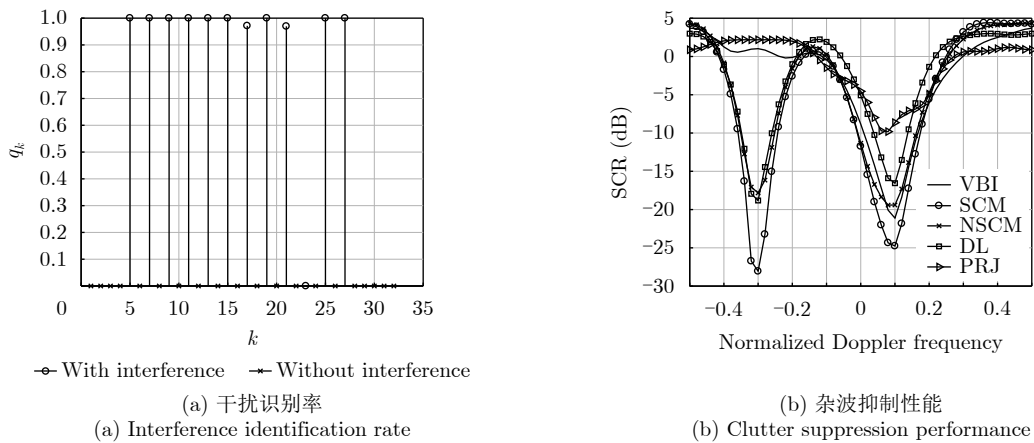


图 4 实测数据(30 m分辨率) $\eta=40.0\%$ 时干扰识别与杂波抑制

Fig. 4 Interference identification and clutter suppression with $\eta=40.0\%$ using IPIX dataset (30 m resolution)

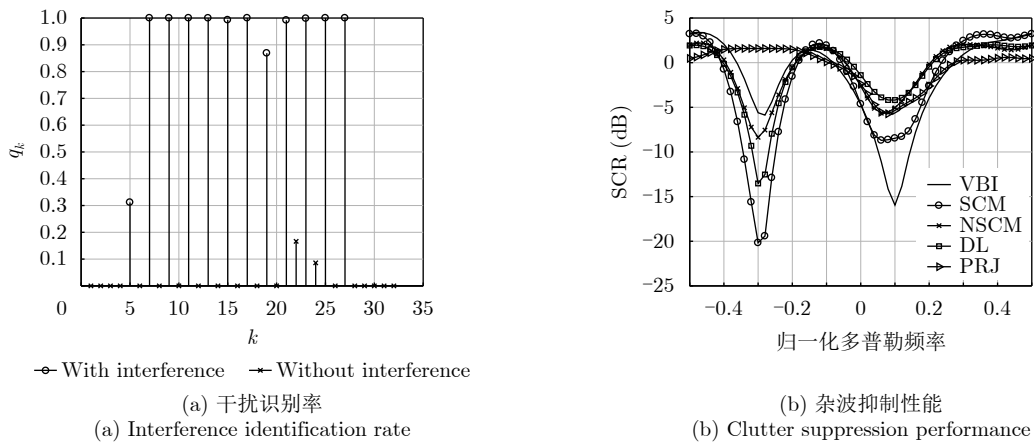


图 5 实测数据(15 m分辨率) $\eta=40.0\%$ 时干扰识别与杂波抑制

Fig. 5 Interference identification and clutter suppression with $\eta=40.0\%$ using IPIX dataset (15 m resolution)

为30%，有两个未受干扰的距离单元存在低于20%的概率被识别为干扰。这样SCR在杂波处具有较好的抑制能力，而在干扰频段SCR略有下降。

5 结束语

当杂波数据受到干扰时，且干扰频段与感兴趣目标频段重合时，常规的自适应处理方法将导致在感兴趣目标频段有较大的信号功率衰减。为此本文建立了一个分层贝叶斯模型，并采用变分Bayesian推断技术获得了杂波协方差矩阵的后验估计。计算机仿真分析和实测数据验证结果表明，本文给出的方法能够在干扰占比50%以内时，能够较好的识别杂波数据中受干扰的情况，并能够在杂波抑制和抗干扰性能上取得较好的效果。需要指出的是，在本文中假定了干扰子空间 \mathbf{H} 是已知的，而在复杂电磁环境下，干扰子空间 \mathbf{H} 是难以在设计阶段就能够确定下来，对于干扰子空间 \mathbf{H} 未知情况的自适应处理将是下一步研究的重点。

参 考 文 献

- [1] XU Shuwen, SHUI Penglang, and YAN Xueying. Non-coherent detection of radar target in heavy-tailed sea clutter using bi-window non-linear shrinkage map[J]. *IET Signal Processing*, 2016, 10(9): 1031–1039. doi: [10.1049/iet-spr.2015.0564](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2015.0564).
- [2] GAO Lei, JING Zhongliang, LI Minzhe, *et al.* Robust adaptive filtering for extended target tracking with heavy-tailed noise in clutter[J]. *IET Signal Processing*, 2018, 12(7): 826–835. doi: [10.1049/iet-spr.2017.0249](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2017.0249).
- [3] LU Shuping, YI Wei, LIU Weijian, *et al.* Data-dependent clustering-CFAR detector in heterogeneous environment[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(1): 476–485. doi: [10.1109/TAES.2017.2740065](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2740065).
- [4] ZHANG Wei, HE Zishu, LI Huiyong, *et al.* Beam-space reduced-dimension space-time adaptive processing for airborne radar in sample starved heterogeneous environments[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(9): 1627–1634. doi: [10.1049/iet-rsn.2015.0592](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2015.0592).
- [5] SHI Sainan and SHUI Penglang. Optimum coherent detection in homogenous K-distributed clutter[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(8): 1477–1484. doi: [10.1049/iet-rsn.2015.0602](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2015.0602).
- [6] HAO Chengpeng, ORLANDO D, FOGLIA G, *et al.* Knowledge-based adaptive detection: Joint exploitation of clutter and system symmetry properties[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(10): 1489–1493. doi: [10.1109/LSP.2016.2601931](https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2601931).
- [7] MEHRNOUSH M and ROY S. Coexistence of WLAN network with radar: Detection and interference mitigation[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2017, 3(4): 655–667. doi: [10.1109/TCCN.2017.2762663](https://doi.org/10.1109/TCCN.2017.2762663).
- [8] BESSON O and BIDON S. Adaptive processing with signal contaminated training samples[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(17): 4318–4329. doi: [10.1109/TSP.2013.2269048](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2269048).
- [9] COHEN D, MISHRA K V, and ELDAR Y C. Spectrum sharing radar: Coexistence via xampling[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(3): 1279–1296. doi: [10.1109/TAES.2017.2780599](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2780599).
- [10] SOERGEL U. Radar Remote Sensing of Urban Areas[M]. Dordrecht: Springer, 2010. 1–47.
- [11] LEFAIDA S, SOLTANI F, and MEZACHE A. Radar sea-clutter modelling using fractional generalised Pareto distribution[J]. *Electronics Letters*, 2018, 54(16): 999–1001. doi: [10.1049/el.2018.5233](https://doi.org/10.1049/el.2018.5233).
- [12] SANGSTON K J and FARINA A. Coherent radar detection in compound-Gaussian clutter: Clairvoyant detectors[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2016, 31(11): 42–63. doi: [10.1109/MAES.2016.150132](https://doi.org/10.1109/MAES.2016.150132).
- [13] MITCHELL A E, SMITH G E, BELL K L, *et al.* Hierarchical fully adaptive radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2018, 12(12): 1371–1379. doi: [10.1049/iet-rsn.2018.5339](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2018.5339).
- [14] HADAVI M, RADMARD M, and NAYEBI M M. Polynomial segment model for radar target recognition using Gibbs sampling approach[J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(3): 285–294. doi: [10.1049/iet-spr.2014.0455](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2014.0455).
- [15] TURLAPATY A and JIN Yuanwei. Multi-parameter estimation in compound Gaussian clutter by Variational Bayesian[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(18): 4663–4678. doi: [10.1109/TSP.2016.2573760](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2573760).
- [16] CONTE E, DE MAIO A, and GALDI C. Statistical analysis of real clutter at different range resolutions[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(3): 903–918. doi: [10.1109/TAES.2004.1337463](https://doi.org/10.1109/TAES.2004.1337463).

作 者 简 介



邹 鲲(1976–), 男, 副教授, 研究方向为统计信号处理, 信号检测与估计, 认知雷达信号处理。



来 磊(1983–), 男, 讲师, 研究方向为 UAV智能导航, 集群协同。



骆艳卜(1980-), 男, 讲师, 研究方向为
无线电导航信号处理, 雷达信号处理。



李 伟(1978-), 男, 副教授, 研究方向
为新体制雷达技术。