

非均匀环境中的参量多通道目标检测

尚秀芹^{*①②} 宋红军^① 徐海胜^{①②} 郑经波^{①②}

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院研究生院 北京 100049)

摘要: 该文研究了非均匀环境中的参量多通道目标检测, 其中, 干扰信号用向量自回归(VAR)模型表示, 且模型的空域协方差矩阵服从自由度为 μ , 均值为 \bar{Q} 的复逆 Wishart 分布。当 \bar{Q} 未知时, 文章根据纽曼皮尔逊(NP)准则提出了 NP 参量自适应匹配滤波器(NP-PAMF), 贝叶斯 PAMF(B-PAMF)和归一化形式 B-NPAMF; 当 \bar{Q} 已知时, 文章根据最大后验概率(MAP)准则提出了 MAP-PAMF 和归一化形式 MAP-NPAMF。结果表明: NP-PAMF 和 B-PAMF 均和 μ 有关, 当 $\mu \rightarrow \infty$ 时, B-PAMF 趋于经典的 PAMF; B-NPAMF 与 μ 无关, 和经典的 NPAMF 一致。在 MAP-PAMF 中, 空域协方差矩阵的 MAP 估计由经典估计和先验知识构成, μ 控制后者的权重。最后, 文中分析了检测器的复杂度和检测性能。实验表明: 贝叶斯的参量检测器具有很好的检测性能, 且比归一化检测器的性能优越。

关键词: 目标检测; 参量自适应匹配滤波; 非均匀环境; 向量自回归模型; 逆 Wishart 分布

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)05-1095-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00949

Parametric Multichannel Target Detection in Heterogeneous Environment

Shang Xiu-qin^{①②} Song Hong-jun^① Xu Hai-sheng^{①②} Zheng Jing-bo^{①②}

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

^②(Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Parametric multichannel target detection in heterogeneous environment is studied in this paper, where the disturbances are represented by Vector Autoregressive (VAR) model with its spatial covariance matrix following complex inverse Wishart distribution with degrees of freedom μ and mean \bar{Q} . When \bar{Q} is unknown, the Neyman-Pearson Parametric Adaptive Matched Filter (NP-PAMF), Bayesian PAMF (B-PAMF) and its normalized version (B-NPAMF) are proposed based on NP detection rule. And when it is known, the maximum a-posteriori PAMF (MAP-PAMF) and its normalized version (MAP-NPAMF) are proposed followed MAP decision rule. It is shown that NP-PAMF and B-PAMF are both dependent on μ and B-PAMF is convergent to the PAMF when $\mu \rightarrow \infty$; B-NPAMF has no relation with μ and is consistent with the classic NPAMF. In MAP-PAMF, the MAP estimator of the spatial covariance matrix consists of the classic estimator and the prior knowledge, and the weigh of the later is controlled by μ . Finally, the complex issues and the detection performances are analyzed, showing that: Bayesian parametric detectors possess good performances and they are better than their normalized counterparts.

Key words: Target detection; Parametric Adaptive Matched Filter (PAMF); Heterogeneous environments; Vector Autoregressive (VAR) model; Inverse Wishart distribution

1 引言

目标检测是雷达中的经典问题, 一直是研究的重点和难点。通常, 待判断是否存在目标的单元称为待检测单元(CUT), 又称主数据(primary data); 此外, 雷达接收数据中还有一些不包含目标的训练数据, 又称辅数据(secondary data)。非均匀环境中的目标检测成为近几年研究的热点, 其模型可以分

为 3 类: 第 1 类, 非高斯假设的球不变随机过程(SIRP)或复合高斯模型(CG)^[1-3]。其中, 它将杂波表示为稳定的复高斯斑点分量(speckle)和非负的实随机结构分量(texture)的乘积。结构分量一般有伽玛和逆伽玛两种模型, 并且伽玛结构的复合高斯模型和 k 幅度分布的杂波一致; 逆伽玛结构的复合高斯模型和 t 幅度分布的杂波一致^[4]; 第 2 类, 基于高斯假设的部分均匀杂波模型^[5]。其中, 主、辅数据是高斯随机向量, 且它们的协方差矩阵是确定矩阵并

2010-09-03 收到, 2010-12-17 改回

*通信作者: 尚秀芹 shangxiuqin2009@gmail.com

满足比例关系。自适应相干估计器(ACE)检测器就是基于该模型提出的;第3类,基于高斯假设的非均匀杂波模型。其中,主、辅数据均是高斯随机向量,并具有特定分布的随机协方差矩阵,主要有复 Wishart 和复逆 Wishart 分布^[6-8]。文献[6]假设主、辅数据是高斯随机向量并具有服从逆 Wishart 分布协方差矩阵,基于贝叶斯理论和广义似然比检测(GLRT)准则提出了贝叶斯一步 GLRT(B1S-GLRT)、最大后验概率 GLRT(MAP-GLRT)和贝叶斯两步 GLRT(B2S-GLRT)。结果表明基于随机协方差矩阵的贝叶斯检测器,使用了有色加载的采样协方差矩阵(SCM)代替了通常的 SCM,获得很好的检测性能。文献[7]研究了第2类非均匀杂波的扩展模型中的目标检测,基于 GLRT 准则得到的检测器就是 ACE 检测器。其中,假设给定主数据协方差矩阵,辅数据协方差矩阵服从复逆 Wishart 分布,且辅数据协方差矩阵的条件均值和主数据协方差矩阵满足比例关系。多通道信号检测最初是由 Michels 研究的^[9],后来被推广应用于雷达的目标检测中^[10,11]。最初的参量多通道目标检测的研究均假设向量自回归(VAR)模型的空域协方差矩阵为确定矩阵,而基于随机空域协方差矩阵的参量多通道目标检测研究很少。文献[11]假设辅数据 VAR 模型的空域协方差矩阵服从复 Wishart 分布,而主数据 VAR 模型的空域协方差矩阵服从条件复逆 Wishart,根据贝叶斯原理提出了一种 MAP 的参量检测器,并具有较好的检测性能。

本文假设主、辅数据 VAR 模型的空域协方差矩阵均服从统一的复逆 Wishart 分布,研究了非均匀环境中的参量自适应目标检测。讨论了分布参数矩阵已知和未知两种情况下的参数估计,分别根据纽曼皮尔逊(NP)准则和 MAP 准则提出了多种参量检测器,并分析了检测器的复杂度和检测性能。

2 信号模型

假设雷达系统使用 N 个空间通道,相干处理间隔(CPI)内处理 M 个脉冲,共有 K 个距离门的训练数据。对于所有的脉冲 $m = 0, 1, \dots, M-1$,我们需要判断多通道的检测单元信号 $\mathbf{x}_0(m) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 是否存在目标信号 $\mathbf{v}(m) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 。多通道的参量检测可以表示为如下二元假设:

$$\left. \begin{array}{l} H_0 \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{x}_0(m) = \mathbf{n}_0(m), m = 0, \dots, M-1 \\ \mathbf{z}_k(m) = \mathbf{n}_k(m), k = 1, \dots, K, m=0, \dots, M-1 \end{array} \right. \\ H_1 \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{x}_0(m) = \mathbf{a}\mathbf{v}(m) + \mathbf{n}_0(m), m = 0, \dots, M-1 \\ \mathbf{z}_k(m) = \mathbf{n}_k(m), k = 1, \dots, K, m=0, \dots, M-1 \end{array} \right. \end{array} \right\} (1)$$

假设 1(多通道向量自回归模型): 检测单元和训练单元的干扰信号均可用向量自回归(VAR)过程表示^[9,11],即

$$\mathbf{x}_0(m) - u\mathbf{a}\mathbf{v}(m) = -\sum_{p=1}^P \mathbf{A}^H(p) \{ \mathbf{x}_0(m-p) - u\mathbf{a}\mathbf{v}(m-p) \} + \varepsilon_{0,u}(m) \quad (2)$$

$$\mathbf{z}_k(m) = -\sum_{p=1}^P \mathbf{A}^H(p) \mathbf{z}_k(m-p) + \varepsilon_{s,k}(m), \quad k = 1, \dots, K \quad (3)$$

其中在 H_0 假设下, $u = 0$; 在 H_1 假设下, $u = 1$ 。 $\varepsilon_{0,u}(m)$ 和 $\varepsilon_k(m)$ 分别表示主、辅数据 VAR 滤波后的时域白化、空域相关的干扰信号,并分别具有空域协方差矩阵 \mathbf{Q}_0 和 \mathbf{Q} 。根据式(2), $\varepsilon_{0,u}(m)$ 又可以表示为

$$\varepsilon_{0,u}(m) = \tilde{\mathbf{x}}_0(m) - u\mathbf{a}\tilde{\mathbf{v}}(m) \quad (4)$$

其中 $\tilde{\mathbf{x}}_0(m)$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}(m)$ 分别表示 VAR 滤波后的检测信号和目标导向矢量,即

$$\tilde{\mathbf{x}}_0(m) = \mathbf{x}_0(m) + \sum_{p=1}^P \mathbf{A}^H(p) \mathbf{x}_0(m-p) \quad (5)$$

$$\tilde{\mathbf{v}}(m) = \mathbf{v}(m) + \sum_{p=1}^P \mathbf{A}^H(p) \mathbf{v}(m-p) \quad (6)$$

假设 2(随机空域协方差模型): 检测单元和训练单元的 VAR 模型的空域协方差矩阵服从自由度为 μ 、均值为 $\bar{\mathbf{Q}}$ 的复逆 Wishart 分布,即 $\mathbf{Q}_0, \mathbf{Q} \sim CW_N^{-1}((\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}, \mu)$ 。其概率密度函数(PDF)为

$$f(\mathbf{Q}) = \frac{\|(\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}\|^\mu}{\tilde{\Gamma}(N, \mu) \|\mathbf{Q}\|^{(\mu+N)}} \exp\{- (\mu - N) \text{tr}(\mathbf{Q}^{-1}\bar{\mathbf{Q}})\} \quad (7)$$

下面,分别讨论 $\bar{\mathbf{Q}}$ 已知和未知两种情况下的检测器结构。当 $\bar{\mathbf{Q}}$ 未知时,本文利用最大似然估计(MLE)从辅数据中估计出 \mathbf{A} 和 $\bar{\mathbf{Q}}$,然后基于 NP 准则提出了 NP-PAMF;当 $\bar{\mathbf{Q}}$ 已知时,本文给出 \mathbf{A} 和 \mathbf{Q} 的 MAP 估计,提出了 MAP-PAMF。

3 检测器结构

3.1 $\bar{\mathbf{Q}}$ 未知

定义辅数据集 $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_K]$,则在给定 \mathbf{A} 和 \mathbf{Q} 的情况下, \mathbf{Z} 的 PDF 为

$$f(\mathbf{Z}|\mathbf{A}, \mathbf{Q}) = \left\{ \frac{1}{\pi^N \|\mathbf{Q}\|} \exp\{-\text{tr}[\mathbf{Q}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_s(\mathbf{A})]\} \right\}^{K(M-P)} \quad (8)$$

其中

$$\boldsymbol{\Sigma}_s(\mathbf{A}) = \frac{1}{K(M-P)} \sum_{k=1}^K \sum_{m=P}^{M-1} \varepsilon_{s,k}(m) \varepsilon_{s,k}^H(m) \quad (9)$$

因此, \mathbf{Z} 的非条件 PDF 可以通过如下积分求得

$$f(\mathbf{Z}|\mathbf{A}) = \int_{\mathbf{Q}} f(\mathbf{Z}|\mathbf{A}, \mathbf{Q}) f(\mathbf{Q}) d\mathbf{Q} \quad (10)$$

将式(7)，式(8)代入式(10)，得

$$f(\mathbf{Z}|\mathbf{A}) = \frac{\tilde{\Gamma}(N, L - N)}{\pi^{NK(M-P)} \tilde{\Gamma}(N, \mu)} \frac{\|(\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}\|^\mu}{\|\bar{\Sigma}_s(\mathbf{A})\|^{K(M-P)+\mu}} \quad (11)$$

其中

$$\bar{\Sigma}_s(\mathbf{A}) = K(M - P)\Sigma_s(\mathbf{A}) + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}} \quad (12)$$

将 $\Sigma_s(\mathbf{A})$ 代入式(12)，得

$$\begin{aligned} \bar{\Sigma}_s(\mathbf{A}) = & \mathbf{R}_{zz} + \mathbf{R}_{yz}^H \mathbf{A} + \mathbf{A}^H \mathbf{R}_{yz} \\ & + \mathbf{A}^H \mathbf{R}_{yy} \mathbf{A} + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}} \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$\mathbf{R}_{zz} = \sum_{k=1}^K \sum_{m=P}^{M-1} \mathbf{z}_k(m) \mathbf{z}_k^H(m) \quad (14)$$

$$\mathbf{R}_{yy} = \sum_{k=1}^K \sum_{m=P}^{M-1} \mathbf{y}_k(m) \mathbf{y}_k^H(m) \quad (15)$$

$$\mathbf{R}_{yz} = \sum_{k=1}^K \sum_{m=P}^{M-1} \mathbf{y}_k(m) \mathbf{z}_k^H(m) \quad (16)$$

$$\mathbf{y}_k(m) = [\mathbf{z}_k^T(m - P) \cdots \mathbf{z}_k^T(m - 1)]^T \quad (17)$$

协方差矩阵 \mathbf{R}_{yy} 和 \mathbf{R}_{yz} 可以从 SCM 中平滑得到，也可以从脉冲数据中计算得到，见图 1 所示。

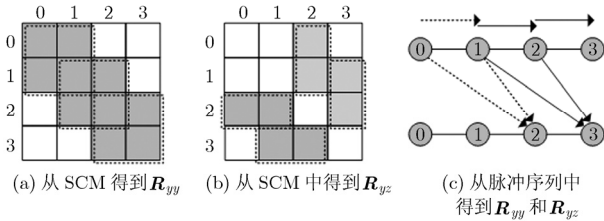


图 1 协方差矩阵 \mathbf{R}_{yy} 和 \mathbf{R}_{yz} 的获得

将式(13)对 VAR 滤波器系数矩阵求最大值，可得 \mathbf{A} 的 MLE

$$(18)$$

将式(18)代入式(12)，有

$$\bar{\Sigma}_s(\mathbf{A}_{ML}) = \mathbf{R}_{zz} - \mathbf{R}_{yz}^H \mathbf{R}_{yy}^{-1} \mathbf{R}_{yz} + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}} \quad (19)$$

将式(19)代入式(11)，取对数，并求 $\bar{\mathbf{Q}}$ 的偏导数置零，可得 $\bar{\mathbf{Q}}$ 的 MLE

$$\bar{\mathbf{Q}}_{ML} = \frac{\mu}{K(M - P)(\mu - N)} (\mathbf{R}_{zz} - \mathbf{R}_{yz}^H \mathbf{R}_{yy}^{-1} \mathbf{R}_{yz}) \quad (20)$$

根据贝叶斯检测原理，NP 参量自适应匹配滤波 (NP-PAMF) 检测器满足判决准则：

$$\max_a \frac{\int_{\mathbf{Q}_0} f(\mathbf{x}_0|\mathbf{A}, \mathbf{Q}_0; H_1) f(\mathbf{Q}_0) d\mathbf{Q}_0}{\int_{\mathbf{Q}_0} f(\mathbf{x}_0|a, \mathbf{A}, \mathbf{Q}_0; H_0) f(\mathbf{Q}_0) d\mathbf{Q}_0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda \quad (21)$$

其中 λ 是检测器的变换阈值。

给定 \mathbf{A} 和 \mathbf{Q}_0 ，检测信号 \mathbf{x}_0 的条件 PDF 为

$$f(\mathbf{x}_0|\mathbf{A}, \mathbf{Q}_0) = \left\{ \frac{1}{\pi^N \|\mathbf{Q}_0\|} \exp \left\{ -\text{tr} \left[\mathbf{Q}_0^{-1} \Sigma_{0,u}(\mathbf{A}) \right] \right\} \right\}^{(M-P)} \quad (22)$$

其中

$$\Sigma_{0,u}(\mathbf{A}) = \frac{1}{M - P} \sum_{m=P}^{M-1} \varepsilon_{0,u}(m) \varepsilon_{0,u}^H(m) \quad (23)$$

类似地，检测数据的非条件 PDF 可以通过如下积分得到，

$$f(\mathbf{x}_0|\mathbf{A}) = \int_{\mathbf{Q}_0} f(\mathbf{x}_0|\mathbf{A}, \mathbf{Q}_0) f(\mathbf{Q}_0) d\mathbf{Q}_0 \quad (24)$$

将式(22)和式(7)代入式(24)，可得

$$f(\mathbf{x}_0|\mathbf{A}) = \frac{\tilde{\Gamma}(N, \mu + (M - P))}{\pi^{N(M-P)} \tilde{\Gamma}(N, \mu)} \cdot \frac{\|(\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}\|^\mu}{\|\Sigma_{0,u}(\mathbf{A}) + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}\|^{\mu+(M-P)}} \quad (25)$$

将上式代入式(21)，NP-PAMF 变换为

$$\max_a \frac{\|\Sigma_{0,0}(\mathbf{A}) + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}\|_{H_1}^{\mu+(M-P)} \sqrt{\lambda}}{\|\Sigma_{0,1}(\mathbf{A}) + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}\|_{H_0}^{\mu+(M-P)} \sqrt{\lambda}} \quad (26)$$

将 $\bar{\mathbf{Q}}_{ML}$ 代入式(26)，同时利用 \mathbf{A}_{ML} 对检测信号和导向矢量进行滤波，可得

$$\begin{aligned} \max_a \left\{ \left\| \sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{x}}_0(m) \hat{\mathbf{x}}_0^H(m) + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}_{ML} \right\| \right. \\ \left. \left/ \left\| \sum_{m=P}^{M-1} [\hat{\mathbf{x}}_0(m) - a\hat{\mathbf{v}}(m)] [\hat{\mathbf{x}}_0(m) - a\hat{\mathbf{v}}(m)]^H \right. \right. \right. \\ \left. \left. + (\mu - N)\bar{\mathbf{Q}}_{ML} \right\| \right\} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} [\mu+(M-P)] \sqrt{\lambda} \quad (27) \end{aligned}$$

其中 $\hat{\mathbf{v}}(m)$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_0(m)$ 分别表示用 \mathbf{A}_{ML} 进行 VAR 滤波的目标导向矢量和检测信号。对目标幅度求最大，可得对应的检测器

$$\frac{1}{\mu - N} \left| \sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{v}}^H(m) \bar{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0(m) \right|^2}{\left(\sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{v}}^H(m) \bar{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}}(m) \right) \left(1 + \frac{1}{\mu - N} \sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{x}}_0^H(m) \bar{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0(m) \right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda_0 \quad (28)$$

其中 $\lambda_0 = 1 - (\lambda)^{-1/[\mu+(M-P)]}$ 为变换的检测器阈值。

定义

$$\tilde{\mathbf{Q}}_{ML} = \text{kron}(\mathbf{I}_{M-P}, \bar{\mathbf{Q}}_{ML}) \quad (29)$$

则式(28)可以简写为

$$\frac{\left| \hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right|^2}{\left(\hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}} \right) \left(\mu - N + \hat{\mathbf{x}}_0^H \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda_0 \quad (30)$$

定义

$$\mathbf{Q}_{ML} = \frac{1}{K(M-P)} (\mathbf{R}_{zz} - \mathbf{R}_{yz}^H \mathbf{R}_{yy}^{-1} \mathbf{R}_{yz}) \quad (31)$$

由式(20)可知, $\bar{\mathbf{Q}}_{ML} = \mu/(\mu-N) \cdot \mathbf{Q}_{ML}$, $\tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML} = \mu/(\mu-N) \cdot \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}$ 。则式(30)变换为

$$\frac{\left| \hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right|^2}{\left(\hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}} \right) \left(\mu + \hat{\mathbf{x}}_0^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \lambda_0 \quad (32)$$

由此可以看出:基于NP准则提出的NP-PAMF和非均匀参数 μ 有关。将 $\bar{\mathbf{Q}}_{ML}$ 代入经典的PAMF,即可得到贝叶斯的PAMF(B-PAMF)

$$T = \frac{\left| \hat{\mathbf{v}}^H \bar{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right|^2}{\hat{\mathbf{v}}^H \bar{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}}} \quad (33)$$

将 $\tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML} = \mu/(\mu-N) \cdot \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}$ 代入, B-PAMF可以变换为

$$T = (1-N/\mu) \cdot \frac{\left| \hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right|^2}{\hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}}} \quad (34)$$

由式(34)可以看出:当 $\mu \rightarrow \infty$ 时,它等价于经典的PAMF。将 $\tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}$ 代入经典的归一化PAMF(NPAMF),可以得到B-NPAMF

$$T = \frac{\left| \hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right|^2}{\left(\hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}} \right) \left(\hat{\mathbf{x}}_0^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right)} \quad (35)$$

利用 $\tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML} = \mu/(\mu-N) \cdot \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}$, B-NPAMF检测器可变换为

$$T = \frac{\left| \hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right|^2}{\left(\hat{\mathbf{v}}^H \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}} \right) \left(\hat{\mathbf{x}}_0^H \tilde{\mathbf{Q}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0 \right)} \quad (36)$$

该检测统计量等价于经典的NPAMF。这也从另一个方面解释了为什么经典的NPAMF的检测性能要优于经典的PAMF^[10]。

3.2 $\bar{\mathbf{Q}}$ 已知

由概率论可知,空域协方差矩阵 \mathbf{Q} 的后验概率满足:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{Q}|\mathbf{Z}) &\propto f(\mathbf{Z}|\mathbf{Q})f(\mathbf{Q}) \\ &\propto \|\mathbf{Q}\|^{-[K(M-P)+\mu+N]} \\ &\quad \cdot \exp \left\{ -\text{tr} \left[\mathbf{Q}^{-1} \left(\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s(\mathbf{A}) + (\mu-N)\bar{\mathbf{Q}} \right) \right] \right\} \end{aligned} \quad (37)$$

其中

$$\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s(\mathbf{A}) = K(M-P)\boldsymbol{\Sigma}_s(\mathbf{A}) \quad (38)$$

将式(38)对VAR滤波器系数矩阵求最大,可得最大后验估计

$$\mathbf{A}_{\text{MAP}}^H = \arg \max_{\mathbf{A}} \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s(\mathbf{A}) = -\mathbf{R}_{yz}^H \mathbf{R}_{yy}^{-1} \quad (39)$$

将式(39)代入式(37),取对数,并对 \mathbf{Q} 求偏导数

置零,可得

$$\begin{aligned} & -[K(M-P) + \mu + N]\mathbf{Q}^{-1} + \mathbf{Q}^{-1}(\mathbf{R}_{zz} \\ & - \mathbf{R}_{yz}^H \mathbf{R}_{yy}^{-1} \mathbf{R}_{yz} + (\mu-N)\bar{\mathbf{Q}})\mathbf{Q}^{-1} = 0 \end{aligned} \quad (40)$$

由式(40)可得 \mathbf{Q} 的MAP估计

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{\text{MAP}} &= \frac{1}{K(M-P) + \mu + N} \\ & \cdot [\mathbf{R}_{zz} - \mathbf{R}_{yz}^H \mathbf{R}_{yy}^{-1} \mathbf{R}_{yz} + (\mu-N)\bar{\mathbf{Q}}] \end{aligned} \quad (41)$$

利用 \mathbf{Q}_{ML} ,式(41)又可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{\text{MAP}} &= \frac{1}{K(M-P) + \mu + N} \\ & \cdot [K(M-P)\mathbf{Q}_{ML} + (\mu-N)\bar{\mathbf{Q}}] \end{aligned} \quad (42)$$

由式(42)可以看出: \mathbf{Q} 的MAP估计有两部分组成,一部分是经典的估计值,另一部分是先验知识,先验知识的权重由参数 μ 控制。将式(41)代入PAMF,就可得到MAP-PAMF

$$\frac{\left| \sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{v}}^H(m) \mathbf{Q}_{\text{MAP}}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0(m) \right|^2}{\sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{v}}^H(m) \mathbf{Q}_{\text{MAP}}^{-1} \hat{\mathbf{v}}(m)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \lambda \quad (43)$$

及其归一化检测器MAP-NPAMF

$$\frac{\left| \sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{v}}^H(m) \mathbf{Q}_{\text{MAP}}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0(m) \right|^2}{\left(\sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{v}}^H(m) \mathbf{Q}_{\text{MAP}}^{-1} \hat{\mathbf{v}}(m) \right) \left(\sum_{m=P}^{M-1} \hat{\mathbf{x}}_0^H(m) \mathbf{Q}_{\text{MAP}}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0(m) \right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \lambda \quad (44)$$

4 检测性能衡量

4.1 计算复杂度

表1给出了NP-PAMF各个步骤的计算量。这里仅考虑复乘除运算而忽略复加减运算。假设共有 T 个待检测单元,每个待检测单元都需要计算步骤 S_4 , S_{10} 和 S_{11} ,总的运算量为

表1 NP-PAMF的运算步骤和运算量

运算步骤	任务	运算量
S_1	\mathbf{R}_{yy}	$KN^2P^2(M-P)$
S_2	\mathbf{R}_{yz}	$KN^2P(M-P)$
S_3	\mathbf{A}_{ML}	$P^3N^3 + P^2N^3$
S_4	$\hat{\mathbf{x}}_0$	$N^2M(M-P)$
S_5	$\hat{\mathbf{v}}$	$N^2M(M-P)$
S_6	$\tilde{\mathbf{Q}}_{ML}$	PN^3
S_7	$\tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1}$	N^3
S_8	$\mathbf{w} = \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{v}}$	$N^2(M-P)^2$
S_9	$\mathbf{w}^H \hat{\mathbf{v}}$	$N(M-P)$
S_{10}	$\mathbf{w}^H \hat{\mathbf{x}}_0$	$N(M-P)$
S_{11}	$\hat{\mathbf{x}}_0^H \tilde{\tilde{\mathbf{Q}}}_{ML}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_0$	$N^2(M-P)^2 + N(M-P)$

$$\begin{aligned} \text{Ops} = & S_1 + S_2 + S_3 + S_5 + S_6 + S_7 + S_8 \\ & + S_9 + T(S_4 + S_{10} + S_{11}) \end{aligned} \quad (45)$$

B-NPAMF 和 MAP-NPAMF 的计算量与之相当，而对 MAP-NPAMF 而言，表中 S_6 需要用最大后验估计 Q_{MAP} 代替，余下的 $S_7 - S_{11}$ 计算步骤类似代替。B-PAMF 和 MAP-PAMF 不需要步骤 S_{11} ，因此总的运算量为

$$\begin{aligned} \text{Ops} = & S_1 + S_2 + S_3 + S_5 + S_6 + S_7 \\ & + S_8 + S_9 + T(S_4 + S_{10}) \end{aligned} \quad (46)$$

4.2 仿真实验

本小节进行两组仿真实验来评价参量检测器的检测性能，主要仿真参数见表 2。噪声向量由阶数为 P ，系数矩阵为 A ，空域协方差矩阵为 Q 的 VAR 过程产生。同样，定义信杂比(SCR)为 $\text{SCR} = |a|^2 v^H \bar{R}^{-1} v$ 。其中， $\bar{R} \in \mathbb{C}^{MN \times MN}$ 是空时协方差矩阵，这里由经典的 Ward 杂波模型^[12]计算得到。VAR 滤波器系数矩阵和空域协方差矩阵由辅助数据估计得到。在每次蒙特卡洛仿真实验中，主数据的空域协方差矩阵由复逆 Wishart 分布随机产生。给定的目标空间频率 ϑ 和多普勒频率 ω ，目标的空时导向矢量为 $v = b \otimes a$ ，其中，空间导向矢量 $a = 1/\sqrt{N} [1, e^{j2\pi\vartheta}, \dots, e^{j2\pi(N-1)\vartheta}]^T$ ，时间导向矢量 $b = 1/\sqrt{M} [1, e^{j2\pi\omega}, \dots, e^{j2\pi(N-1)\omega}]^T$ 。

表 2 仿真的主要参数设置

参数含义	符号	数值
通道数目	N	4
CPI 脉冲数目	M	12
VAR 滤波器阶数	P	2
虚警概率	P_{FA}	10^{-3}
蒙特卡罗仿真次数	-	10^5

第 1 组仿真实验给出了 \bar{Q} 未知情况下 NP-PAMF, B-PAMF 和 B-NPAMF 的检测性能，同时给出了与 Kelly GLRT^[13]性能的比较。图 2(a)-2(b)

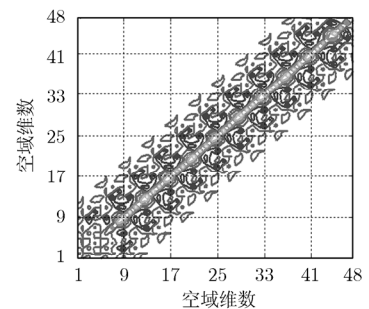
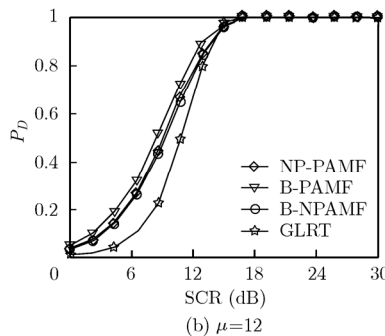
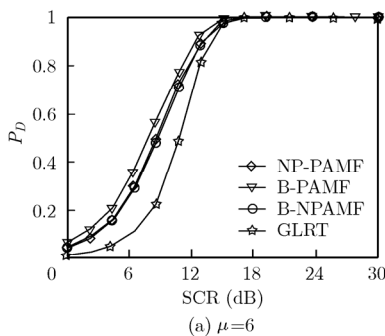


图 2 不同 μ 对 NP-PAMF, B-PAMF, B-NPAMF 和 GLRT 检测性能的影响 图 3 VAR 时域滤波后空域协方差矩阵的等高线

分别是 $\mu = 6$ 和 $\mu = 12$ 两种情况下的检测性能比较。由图可以看出：(1)NP-PAMF 和 B-NPAMF 的检测性能相差不多；(2)B-PAMF 比 NP-PAMF 和 B-NPAMF 的检测性能稍优；(3)参量检测器 NP-PAMF, B-PAMF 和 B-NPAMF 比 GLRT 的检测性能优越，特别是低 SCR 情况。另外需要指出的是 VAR 滤波器的阶数对检测性能稍有影响，选择的准则可以参考文献[10]。图 3 是 VAR 滤波后空域协方差矩阵的等高图。由图可以看出 VAR 滤波后干扰信号的协方差具有分块对角的特点，这也是 VAR 时域白化的意义所在。即先将干扰信号进行时域白化滤波，然后进行空域白化滤波，从而实现空时白化处理。图 4 是蒙特卡罗仿真中 4 种检测器的虚警概率。

第 2 组实验给出了 \bar{Q} 已知情况下的 MAP-PAMF 的检测性能，同样也给出了它和 Kelly GLRT 的比较。图 5 和图 6 分别是 $\mu = 12$ 和 $\mu = 24$ 两种情况下 MAP-PAMF,MAP-NPAMF 和 GLRT 检测性能的比较。由图可以看出 MAP-PAMF 和 MAP-NPAMF 要优于 GLRT，此外 MAP-PAMF 比其归一化检测器的检测性能要好。

5 结论

本文研究了 VAR 滤波器的空域协方差矩阵为随机的复逆 Wishart 分布情况下的参量多通道目标检测。当分布参数矩阵 \bar{Q} 未知时，我们首先得到了 A 和 \bar{Q} 的 MLE，然后根据 NP 准则提出了 NP-PAMF, B-PAMF 及其归一化形式 B-NPAMF。当分布自由度 $\mu \rightarrow \infty$ 时，B-PAMF 和经典的 PAMF 等价；而 B-NPAMF 就是经典的 NPAMF；当 \bar{Q} 已知时，我们基于后验概率得到参数的 MAP 估计值，并提出了 MAP-PAMF 及归一化形式 MAP-NPAMF。结果表明：贝叶斯的参量检测器具有很好的检测性能。另外，贝叶斯的参量检测器比其归一化的检测器性能优越，这是和经典参量检测器的不同之处。

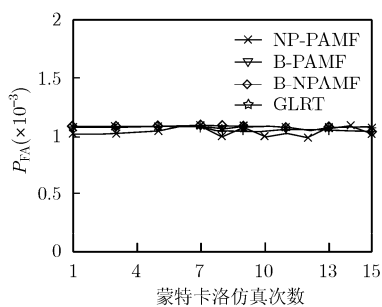


图4 NP-PAMF, B-PAMF, B-NPAMF 和 GLRT 的虚警概率

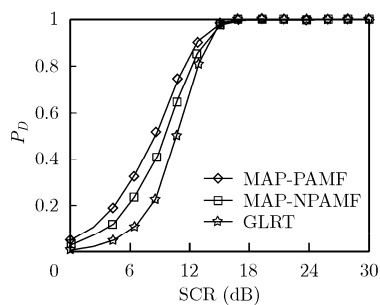


图5 $\mu = 12$ 时, MAP-PAMF, MAP-NPAMF 和 GLRT 检测性能的比较

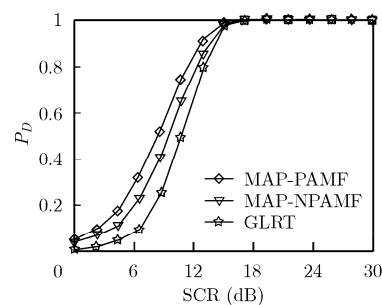


图6 $\mu = 24$ 时, MAP-PAMF, MAP-NPAMF 和 GLRT 检测性能的比较

参考文献

- [1] Sangston K J, Gini F, and Greco M V, *et al.* Structures for radar detection in compound Gaussian clutter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(2): 445-458.
 - [2] Shuai X, Kong L, and Yang J. Performance analysis of GLRT-based adaptive detector for distributed targets in compound-Gaussian clutter [J]. *Signal Processing*, 2010, 90(1): 16-23.
 - [3] Roy L P and Kumar R V R. Performance deterioration of the matched filter detector in partially correlated texture based compound-Gaussian clutter environment [C]. *IEEE Radar Conference*, Pasadena, California, USA, May 2009: 1-5.
 - [4] Wang J, Dogandzic A, and Nehorai A. Maximum likelihood estimation of compound-Gaussian clutter and target parameters [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(10): 3884-3898.
 - [5] McWhorter L T and Scharf L L. Adaptive matched subspace detectors and adaptive coherence estimators [C]. *Proceedings of 30th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, Pacific Grove, CA, November 1996: 1114-1117.
 - [6] Maio A De, Farina A, and Foglia G. Adaptive radar detection: a Bayesian approach [C]. *Proceedings of the 2007 IEEE Int. Conf. Radar*, Waltham, MA, April 2007: 624-629.
 - [7] Bidon S Besson O, and Tournet J-Y. The adaptive coherence estimator is the generalized likelihood ratio test for a class of heterogeneous environments [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2008, 15: 281-284.
 - [8] Maio A De, Nicola S D, and Huang Y, *et al.* Adaptive detection and estimation in the presence of useful signal and interference mismatches [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(2): 436-450.
 - [9] Michels J H. Multichannel detection using the discrete-time model-based innovations approach [D]. [Ph.D. dissertation], Syracuse University, Syracuse, NY, May 1991.
 - [10] Roman J R, Rangaswamy M, and Davis D W, *et al.* Parametric adaptive matched filter for airborne radar applications [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(2): 677-692.
 - [11] Wang P, Li H, and Himed B. A Bayesian parametric test for multichannel adaptive signal detection in nonhomogeneous environments [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(4): 351-354.
 - [12] Ward J. Space-time adaptive processing for airborne radar [R]. *Technical Report 1015*, Lincoln Laboratory, MIT, December 1994.
 - [13] Kelly E J. An adaptive detection algorithm [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, 22(1): 115-127.
- 尚秀芹: 女, 1983年生, 博士生, 研究方向为自适应目标检测及阵列信号处理。
- 宋红军: 男, 1968年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为 SAR 系统仿真、成像新体制研究、信号处理。
- 徐海胜: 男, 1983年生, 博士生, 研究方向为单双基成像算法。
- 郑经波: 男, 1984年生, 博士生, 研究方向为地球同步轨道 SAR。