

基于 Bayes 框架的复合高斯杂波下稳健检测

邹 鲲^{*①②} 廖桂生^① 李 军^① 李 伟^②

^①(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

^②(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

摘 要: 复合高斯杂波中的纹理分量决定了杂波的非高斯性, 而纹理分量的不确定性会影响常规检测器的性能。基于 Bayes 框架, 该文采用先验分布描述杂波纹理分量的不确定性, 分析先验模型选择对检测器检测性能与稳健性的影响。先验信息模型包括无信息先验分布和有信息先验分布。无信息先验分布包括 Jeffery 先验模型和广义无信息先验模型两种, 所得到的检测器结构就是归一化匹配滤波器(NMF)。有信息先验模型采用共轭先验分布, 得到的是一种知识辅助的归一化匹配滤波器(KA-NMF), 该检测器结构与判决门限都是先验分布参数的函数, 该文分析了 KA-NMF 检测性能对先验分布参数的敏感性。进一步采用无信息先验模型描述先验分布参数, 可以获得分层 Bayes 归一化匹配滤波器(HB-NMF)。计算机仿真与实测海杂波数据分析结果表明, HB-NMF 的性能与分布参数无关, 稳健性优于 KA-NMF, 而检测性能优于 NMF。

关键词: 信号检测; 复合高斯杂波; 纹理分量; 先验信息模型; 贝叶斯方法

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)07-1555-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01333

Robust Detection in Compound Gaussian Clutter Based on Bayesian Framework

Zou Kun^{①②} Liao Gui-sheng^① Li Jun^① Li Wei^②

^①(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: The texture component of compound Gaussian model determines the non-Gaussian characteristics of clutter, and the uncertainty of the texture component can result to the detection performance degradation of the conventional detectors. In this paper, based on the Bayesian framework, the prior distribution is used to denote the uncertainty of texture component, and the impact of the prior model on the robust detection performance is discussed. Two kinds of prior models are considered: non-informative prior model and the informative prior model. Non-informative prior models include the Jeffery prior model and generalized non-informative prior model, and the Normalized Matched Filter (NMF) is given using these prior models. Conjugate prior distribution is used as informative prior model, and Knowledge Aided NMF (KA-NMF) is given. The structure and threshold of KA-NMF are the function of the parameters of prior model. In this paper, the sensitivity of the detection performance of KA-NMF to the parameters of prior model is analyzed. Further more, the non-informative prior model is used to denote the parameters, and the Hierarchical Bayesian NMF (HB-NMF) is given. The computer simulation and real sea clutter data analysis results show that, the HB-NMF detection performance has no relation with the parameters of prior model, and its robustness and detection performance outperform the KA-NMF and NMF respectively.

Key words: Signal detection; Compound Gaussian clutter; Texture component; Prior information model; Bayesian approach

1 引言

雷达信号检测是从杂波中判断是否存在感兴趣

目标, 因此杂波的统计特性必须在检测器设计阶段进行充分的考虑。随着雷达分辨率的提高, 杂波的统计特性偏离了高斯分布, 为此人们提出了诸如 K 分布, Weibull 分布等非高斯分布模型用来描述杂波非高斯性。然而由于杂波统计特性存在不确定性, 实际杂波统计特性不可避免地会偏离检测器设计阶段所确定的杂波模型, 导致了检测器性能的下降^[1]。

2012-10-17 收到, 2013-01-18 改回

中国博士后科学基金(2012M521744), 国家自然科学基金(61271292)和陕西省自然科学基金(2011JQ8040)资助课题

*通信作者: 邹鲲 zoukun2003@yahoo.com.cn

复合高斯模型可以作为一种更为广义的非高斯分布杂波模型, K 分布, Weibull 分布等又是复合高斯分布的一个特例, 其次实测数据的统计分析表明, 采用复合高斯模型是合理的^[2]。

复合高斯杂波模型中的纹理分量描述了杂波的非高斯性。然而在检测器设计阶段, 纹理分量的统计特性存在不确定性。一种策略是将纹理分量认为是未知的、确定性参量, 采用广义似然比检验 (Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT) 得到的检测器就是归一化匹配滤波器^[3] (Normalized Matched Filter, NMF)。而另一种策略是采用 Bayes 方法^[4,5], 即假定纹理分量为未知的随机变量, 并假定服从某种分布, 目前研究较多的是采用逆伽马 (Inverse Gamma, IG) 分布^[5-8], 该分布是复合高斯分布纹理分量的共轭先验分布, 利用该纹理先验模型, 可以得到知识辅助 (Knowledge Aided, KA) 的归一化匹配滤波器 (KA-NMF)。IG 分布应用于海杂波实测数据, 可以获得较好的检测效果^[5], 其中 IG 分布参数可以采用最大似然估计获得^[9]。IG 概率密度函数包含尺度参数和形状参数 (即超参数), 在检测设计阶段通常假定这些超参数是未知的, 需要进行估计。如果超参数估计是准确的, 即杂波环境与检测器设定值匹配, 可以获得较好的检测性能。如果超参数估计存在误差, 或杂波环境是高动态或非平稳的, 失配会导致检测性能的下降。因此基于纹理 IG 分布的检测器稳健性会受到影响。

先验模型的选择直接影响了 Bayes 检测器的结构及其检测性能。由于无信息先验分布通常不包含超参数, 基于该类型先验分布的检测器具有较强的稳健性^[10]。但因为对纹理分量的先验信息几乎没有利用, 因此检测器的检测性能不如基于有信息先验模型的检测器。Bidon 等人^[11]将分层贝叶斯 (Hierarchical Bayesian, HB) 方法应用于非均匀杂波模型, 杂波协方差矩阵取得了较好稳健估计效果。该方法利用有信息先验分布描述杂波环境的非均匀性, 利用无信息先验分布描述超参数。本文将这一思路引入到非高斯杂波中的稳健检测中, 采用 IG 分布描述杂波纹理分量, 采用均匀分布描述超参数, 由此可以获得分层贝叶斯归一化匹配滤波器 (HB-NMF)。由于使用了有信息先验分布, 且检测器与超参数无关, 该检测器可以获得较好的稳健性和检测性。

本文首先在第 2 节给出了复合高斯杂波下信号检测的数据模型; 在第 3 节讨论了基于无信息先验分布纹理分量模型的 Bayesian 检测方法, 无信息先验包括 Jeffery 先验和广义无信息先验, 由于该分布

没有携带任何先验信息, 因此检测器的结构与基于 GLRT 的检测器相同; 在第 4 节讨论了基于有信息先验分布纹理分量模型的 KA-NMF, 使用先验信息可以提高检测性能, 但对先验信息误差模型参数误差较为敏感。为此在进一步讨论了基于 IG 分布的纹理先验模型、基于均匀分布的超参数先验模型得到的 HB-NMF; 在第 5 节利用计算机仿真, 结果表明 HB-NMF 比 NMF 具有更好的检测能力; 在第 6 节则利用实测杂波数据分析了上述检测器的性能, 结果表明 HB-NMF 比 KA-NMF 具有更好的稳健性; 最后给出了全文的结论。

2 复合高斯杂波下信号检测基本问题

雷达目标的检测问题属于统计假设二元检验, 假定雷达阵列天线将接收到的回波信号进行下变频、AD 采样、正交解调、多脉冲累积后, 可以得到待检测数据 N 维矢量 \mathbf{z} , $N=N_e N_a$, 其中 N_e 是天线阵元的个数, N_a 是脉冲累积个数。 N 维矢量 \mathbf{s} 表示感兴趣目标的空时 2 维的有用信号导向矢量, N 维矢量 \mathbf{n} 表示背景杂波矢量。那么检测过程就是判断矢量 \mathbf{z} 中是包含幅度为 b 的信号矢量 \mathbf{s} , 还是仅仅只有噪声 \mathbf{n} :

$$\left. \begin{aligned} H_1: \mathbf{z} &= b\mathbf{s} + \mathbf{n} \\ H_0: \mathbf{z} &= \mathbf{n} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

本文假定背景杂波满足复合高斯模型, 即 $\mathbf{n} = \sqrt{\tau} \times \mathbf{g}$, 其中 N 维矢量 \mathbf{g} 表示散斑分量, 其满足零均值复高斯分布, 即 $\mathbf{g} \sim CN(0, \mathbf{M})$, 其中 \mathbf{M} 为杂波协方差矩阵, 本文假定杂波协方差矩阵已知, 或可以通过参考数据进行估计。接收矢量 \mathbf{z} 的条件分布可以表示为

$$\begin{aligned} & f(\mathbf{z}; ib, \tau | H_i) \\ &= \frac{1}{\pi^N \tau^N \|\mathbf{M}\|} \exp \left\{ -\frac{(\mathbf{z} - ib\mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{z} - ib\mathbf{s})}{\tau} \right\}, \\ & \quad i = 1, 0 \end{aligned} \quad (2)$$

随机变量 τ 为非负的纹理分量, 表示了杂波大尺度上的平均功率。

3 基于无信息先验的纹理分量模型的 Bayes 检测

无信息先验, 即不包含纹理分量的信息, 或者说对纹理分量取任何值没有“偏爱”^[4]。一般而言, 无信息先验不是唯一的, 但它们对 Bayes 统计推断的结果的影响是很小的, 因此对采用何种无信息先验分布没有太多的约束。本文主要考虑两种典型的无信息先验分布模型, 一种是广义无信息先验分布, 是均匀分布的推广。另一种则是基于 Fisher 信息矩阵确定的 Jeffery 先验模型。

3.1 基于广义无信息先验分布的纹理分量模型

纹理分量的取值范围是 $(0, \infty)$, 在这个区间上无法定义常规的均匀分布概率密度, 但应用广义无信息先验分布并不影响 Bayes 统计推断的结果^[4].

$$f(\tau) = c, \quad 0 < \tau < \infty \quad (3)$$

利用式(2), 式(3)可以得到

$$\begin{aligned} f(z | H_i) &\propto \frac{1}{\pi^N \|\mathbf{M}\|} \\ &\cdot \int_0^\infty \frac{1}{\tau^N} \exp\left\{-\frac{(z - ib\mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (z - ib\mathbf{s})}{\tau}\right\} d\tau \\ &\propto \left((z - ib\mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (z - ib\mathbf{s})\right)^{-(N-1)} \end{aligned} \quad (4)$$

其中符号 \propto 表示“正比于”。由此可以得到似然比检验^[5]为

$$T_{\text{NMF}} = \frac{|\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}|^2}{(\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{s})(\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta \quad (5)$$

其中门限 η 由指定虚警率给定。可以看出, 采用广义无信息先验模型描述纹理分量, 最后得到的检测器结构正好就是 NMF。

3.2 基于 Jeffery 先验的纹理分量模型

Jeffery 先验是指先验分布正比于 Fisher 信息矩阵的平方^[6]:

$$f(\tau) \propto \sqrt{\mathbf{I}(\tau)} = \sqrt{-\mathbb{E}_\tau \left[\frac{d^2 \log f(z | \tau)}{d\tau^2} \right]} \propto \frac{1}{\tau} \quad (6)$$

由此可见, Jeffery 先验与尺度参数无信息先验是一致的。利用式(2), 式(6)可以得到

$$\begin{aligned} f(z | H_i) &\propto \int_0^\infty \frac{1}{\pi^N \tau^N \|\mathbf{R}\|} \exp\left\{-\frac{(z - ib\mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (z - ib\mathbf{s})}{\tau}\right\} \frac{1}{\tau} d\tau \\ &\propto \left((z - ib\mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (z - ib\mathbf{s})\right)^{-N} \end{aligned} \quad (7)$$

对比式(4)可以看出, 基于 Jeffery 先验, 最终的似然比检验也是 NMF。

从前面的分析可以看出, 采用无信息先验分布描述纹理分量, 得到检测检测器就是 NMF, 而 NMF 也可以采用 GLRT 方法获得^[3]。GLRT 只利用了假设检验中的总体、样本信息。而本文所讨论的 Bayes 方法利用了总体、样本和先验信息。但如果采用了无信息先验模型, 即没有使用任何纹理分量的先验信息, 所得到的检测器结构与 GLRT 检验结构相同。由于 NMF 检测器结构中不包含杂波统计分布信息, 因此这种检测器对于纹理分量不确定性具有稳健的检测性能。

4 基于有信息先验的 Bayes 检测

有信息先验分布, 表示该分布包含了未知参数

的先验信息, 先验信息的使用是 Bayes 方法的主要特征之一。在雷达检测过程中, 对杂波统计特性并不是一无所知, 因此先验信息的使用可以有效提高雷达信号检测能力。

4.1 基于共轭先验的纹理分量模型

共轭先验分布是最为典型的一种有信息先验分布, 采用共轭先验分布作为纹理分量先验模型, 其后验分布具有相同的形式, 可以显著简化检测器结构, 从而获得了广泛的应用^[5-8]。对于复合高斯杂波模型纹理分量, 其共轭先验分布是 IG 分布:

$$g(\tau; \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha) \tau^{\alpha+1}} \exp\left\{-\frac{\beta}{\tau}\right\}, \quad \tau > 0 \quad (8)$$

其中形状参数为 α , 尺度参数为 β 。利用式(2), 式(8)可以得到似然函数:

$$\begin{aligned} f(z; ib | H_i) &= \int_0^\infty f(z; ib, \tau | H_i) g(\tau; \alpha, \beta) d\tau \\ &= \frac{\beta^\alpha \Gamma(N + \alpha)}{\pi^N \|\mathbf{M}\| \Gamma(\alpha)} \\ &\cdot \left[\left((z - ib\mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (z - ib\mathbf{s}) \right) + \beta \right]^{-(N+\alpha)} \end{aligned} \quad (9)$$

利用似然比检验, 容易得到 KA-NMF:

$$T_{\text{KA-NMF}} = \frac{|\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}|^2}{(\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{s})(\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z} + \beta)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta \quad (10)$$

在零假设下, KA-NMF 可以表示为

$$\begin{aligned} T_{\text{KA-NMF}} | H_0 &= \frac{\tau |\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{g}|^2}{(\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{s})(\tau \cdot \mathbf{g}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{g} + \beta)} \\ &= \frac{|\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{g}|^2}{(\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{s}) \left(\mathbf{g}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{g} + \frac{\beta}{\tau} \right)} \end{aligned} \quad (11)$$

如果定义: $\mathbf{s}_w = \mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{s}$, $\mathbf{g}_w = \mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{g}$, 并构造一个酉矩阵 \mathbf{U} , 使得 $\mathbf{e}_1 = \mathbf{U} \mathbf{s}_w$, 其中 \mathbf{e}_1 表示首个元素为 1, 其余元素为 0 的 N 维矢量, 并定义 $\mathbf{h} = \mathbf{U} \mathbf{g}_w = [g_1, \mathbf{g}_2]^T$, 其中 g_1 为矢量 \mathbf{h} 的首个元素, $N-1$ 维矢量 \mathbf{g}_2 为矢量 \mathbf{h} 的后 $N-1$ 个元素。那么式(11)可以表示为

$$\left(\tilde{T}_{\text{KA}} \triangleq \frac{T_{\text{KA}}}{1 - T_{\text{KA}}} \right) | H_0 = \frac{|g_1|^2}{\|\mathbf{g}_2\|^2 + \frac{\beta}{\tau}} \quad (12)$$

由前面的定义可知, $\mathbf{g} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{M})$ 可以得到 $\mathbf{g}_w \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, 其中矩阵 \mathbf{I} 为单位矩阵。而考虑到 \mathbf{U} 为酉矩阵, 因此 $\mathbf{h} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 。从而可以得到: $|g_1|^2 \sim \mathcal{C}\chi_1^2$, $\|\mathbf{g}_2\|^2 \sim \mathcal{C}\chi_{N-1}^2$ 。而对于纹理分量, 利用 IG 分布与 γ 分布的关系, 以及 γ 分布的相关特性, 可以得到: $\beta/\tau \sim \gamma(\alpha, 1)$, 由此可以得到

$$\tilde{T}_{KA} | H_0 \sim \frac{C\chi_1^2}{C\chi_{N-1}^2 + \gamma(\alpha,1)} \quad (13)$$

利用 γ 分布与复 χ^2 分布的关系, 可以得到 $\tilde{T}_{KA} | H_0 \sim CF(1, N + \alpha - 1)$, 其中 $CF(n, m)$ 表示参数为 m, n 的复 F 分布. 由此容易得到虚警率 P_{fa} 与门限 η 的关系:

$$\eta = 1 - P_{fa} \frac{1}{N + \alpha - 1} \quad (14)$$

从这里可以看出, 门限 η 是纹理分量形状参数 α 的函数, 而检测器包含了纹理分量尺度参数 β .

再考虑失配条件下的检测性能. 假定杂波纹理分量满足形状参数 α_1 和尺度参数 β_1 的 IG 分布. 由式(12), 式(13)可以得到

$$\tilde{T}_{KA} | H_0 \sim \frac{C\chi_1^2}{C\chi_{N-1}^2 + \frac{\beta}{\beta_1} \gamma(\alpha_1, 1)} \underset{H_0}{\gtrsim} \frac{\eta}{1 - \eta} \quad (15)$$

首先考察形状参数失配, 而尺度参数是匹配的情况, 并利用式(14)可以得到

$$\tilde{T}_{KA} | H_0 \sim CF(1, N + \alpha_1 - 1) \underset{H_0}{\gtrsim} \frac{\eta}{1 - \eta} \quad (16)$$

由此可以得到形状参数失配条件下的虚警率 P_{fa}^1 与给定虚警率 P_{fa} 之间的关系:

$$P_{fa}^1 = (P_{fa})^{\frac{N + \alpha_1 - 1}{N + \alpha - 1}} \quad (17)$$

由此可见, 当形状参数高估或低估时, 虚警率会上升或下降. 进一步还可以根据当前虚警率获得形状参数的估计. 再考虑尺度参数的失配情况:

$$\tilde{T}_{KA} | H_0 \sim \frac{C\chi_1^2}{C\chi_{N-1}^2 + \frac{\beta}{\beta_1} \gamma(\alpha, 1)} \underset{H_0}{\gtrsim} \frac{\eta}{1 - \eta} \quad (18)$$

尺度参数失配时, 虚警率可以通过计算机仿真得到.

图 1 给出了在给定杂波参数条件下, 不同的检测器设置参数条件下的虚警率分析结果. 假定虚警率标称值为 10^{-4} , 杂波纹理分量分布参数 $(\alpha_1, \beta_1) = (10, 10)$, 分别考虑检测器中设定的参数 (α, β) 误差对

虚警率的影响. 图 1 的结果表明当 $(\alpha, \beta) = (\alpha_1, \beta_1)$ 时, 虚警率测量值等于标称值 10^{-4} , 而当 $(\alpha, \beta) \neq (\alpha_1, \beta_1)$, 虚警率测量值会偏高或偏低. 图 1(a)给出了当检测器参数 $\beta = 10$ 时, 利用式(17)和式(10)得到的, 检测器参数 α 对虚警率的影响, 可以看出, 两者是吻合的. 图 1(b)给出了当检测器参数 $\beta = 10$ 时, 利用式(18)和式(10)得到的, 检测器参数 β 对虚警率的影响, 可以看出, 两者也是吻合的. 从图中还可以看出, 参数 α 的高估与参数 β 的低估会导致虚警率的上升.

4.2 基于分层 Bayes 方法的信号检测

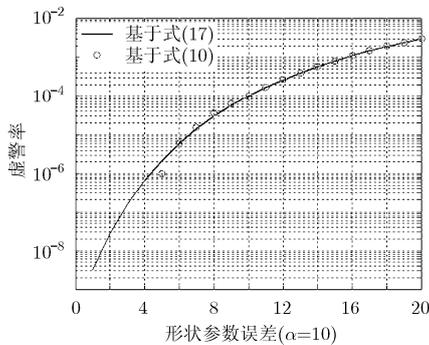
从前面的分析可以看出, 采用无信息先验分布作为纹理分量的先验模型, 得到的检测器结构与 GLRT 得到的检测器结构相同, 即没有使用任何纹理分量的先验信息. 而采用有信息先验分布作为纹理分量的先验模型, 模型的参数的误差会严重影响到检测器的性能. 为此将上述两种类型的先验分布结合起来, 即利用 IG 分布作为纹理分量的先验模型, 而该模型的参数采用均匀分布描述. 这样得到的检测器一方面与纹理分量分布参数无关, 提高了检测器的稳健性, 另一方面利用了有信息先验分布, 可以利用先验信息提高检测器的检测能力. IG 分布参数满足均匀分布:

$$\left. \begin{aligned} f(\alpha) &= c_1, & A_1 \leq \alpha \leq A_2 \\ f(\beta) &= c_2, & B_1 \leq \beta \leq B_2 \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

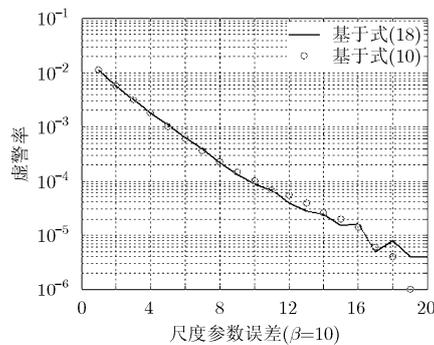
那么利用式(9)可以得到

$$\begin{aligned} &f(\mathbf{z}; i\mathbf{b} | H_i) \\ &\propto \int_{A_1}^{A_2} \int_{B_1}^{B_2} \frac{\beta^\alpha \Gamma(N + \alpha)}{\pi^N \|\mathbf{M}\| \Gamma(\alpha)} \left[\left((\mathbf{z} - i\mathbf{b}\mathbf{s})^H \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \cdot \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{z} - i\mathbf{b}\mathbf{s}) \right) + \beta \right]^{-(N + \alpha)} d\alpha d\beta \quad (20) \end{aligned}$$

似然函数需要采用双重积分, 且没有闭合形式解. 可以采用数值积分方法计算.



(a) 检测器参数 α 对虚警率的影响



(b) 检测器参数 β 对虚警率的影响

图 1 杂波纹理分量分布参数 $(\alpha_1, \beta_1) = (10, 10)$, 检测器参数误差对虚警率的影响

$$f(\mathbf{z}; ib | H_i) \propto \sum_{n=1}^P \sum_{m=1}^Q \frac{\beta^{\alpha_n} \Gamma(N + \alpha_n)}{\pi^N \|\mathbf{M}\| \Gamma(\alpha_n)} \cdot \left[\left((\mathbf{z} - ib\mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{z} - ib\mathbf{s}) \right) + \beta_m \right]^{-(N+\alpha_n)} \quad (21)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} \alpha_n &= A_1 + \frac{A_2 - A_1}{P} n, \quad n = 1, 2, \dots, P \\ \beta_m &= B_1 + \frac{B_2 - B_1}{Q} m, \quad m = 1, 2, \dots, Q \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

由此可以得到似然比检验：

$$T_{\text{HB-NMF}} = \sum_{n=1}^P \sum_{m=1}^Q \frac{\beta^{\alpha_n} \Gamma(N + \alpha_n)}{\Gamma(\alpha_n)} \cdot \left[\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z} - \frac{|\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}|^2}{\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{s}} + \beta_m \right]^{-(N+\alpha_n)} \left/ \left[\sum_{n=1}^P \sum_{m=1}^Q \frac{\beta^{\alpha_n} \Gamma(N + \alpha_n)}{\Gamma(\alpha_n)} \left[\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z} + \beta_m \right]^{-(N+\alpha_n)} \right] \right. \quad (23)$$

双重数值积分会显著增加计算量，成为该算法应用的最大障碍。参数 P, Q 表示了数值积分区间划分的精度，显然 P, Q 值越大，数值积分精度越高，可以获得更好的检测性能。但是 P, Q 值过大，将导致计算量增加。因此有必要分析 P 和 Q 的选择对检测性能的影响。其次积分区间参数也可能会对检测性能产生影响。本文接下来将从计算机仿真和实测数据验证两个角度对 HB-NMF, KA-NMF 和 NMF 检测器进行分析。

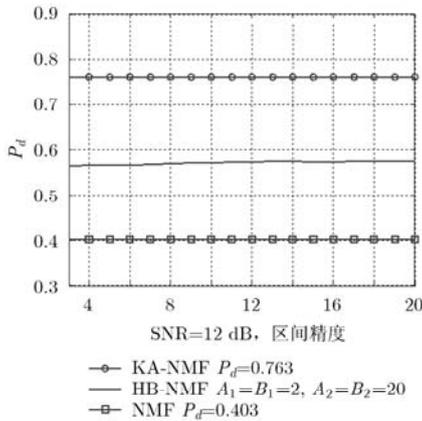
5 计算机仿真分析

假定待检测信号矢量长度 $N=8$ ，杂波纹理分量

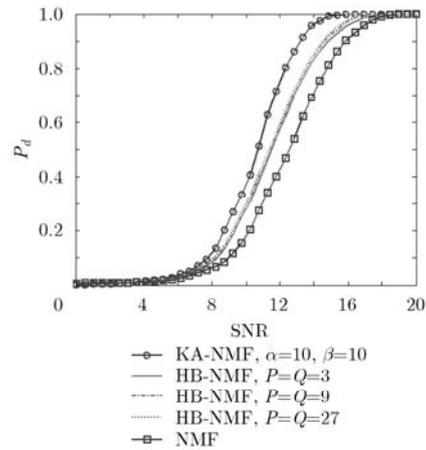
满足参数 $(\alpha, \beta) = (10, 10)$ 的 IG 分布，杂波协方差矩阵 $\mathbf{M}_{mm} = \rho^{|m-n|}$ ，其中 $\rho = 0.9$ 。待检测信号导向矢量 $\mathbf{s} = \exp(j2\pi f_d(0, 1, \dots, N-1))^T$ ，归一化频率 $f_d = 0.4$ 。虚警率设定为 10^{-4} ，信噪比定义为 $\text{SNR} = |b|^2 \mathbf{E}(\mathbf{s}^H \cdot (\tau \mathbf{M})^{-1} \mathbf{s}) = |b|^2 \mathbf{E}(\mathbf{s}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{s}) \alpha / \beta$ 。

本节假定杂波纹理分量满足 $g(\alpha, \beta)$ ，其中纹理分量分布参数 (α, β) 为常数，KA-NMF 检测器参数与杂波纹理分量分布模型匹配。首先分析参数 P, Q 对 HB-NMF 检测性能的影响。仿真参数同前，图 2(a) 给出了信噪比为 12 dB 的目标的检测性能随着 P, Q 的变化关系。在仿真中，假定 $P=Q$ ，可以看出 P, Q 从 2 变化到 20，目标的检测概率仅仅从 0.54 变化为 0.57，且随着 P 或 Q 的增加，检测概率缓慢增加。因此从节约运算量的角度， $P=Q=3$ 就可以满足要求。这一点也可以从图 2(b) 看出，仿真中考察了 $P=Q=3, 9, 27$ 三种情况的检测性能曲线，可以发现，检测曲线基本重合。图 2 中还给出了 KA-NMF 和 NMF 的检测性能曲线，可以看出，HB-NMF 的检测性能介于 KA-NMF 和 NMF 之间。

积分区间的大小也会影响到 HB-NMF 的性能，此处考虑的积分区间分别为 $[A_1, A_2] = [\alpha - \delta, \alpha + \delta]$ ， $[B_1, B_2] = [\beta - \delta, \beta + \delta]$ ，如果 $\delta = 0$ ，那么 HB-NMF 的检测性能将与 KA-NMF 一致。图 3(a) 给出了信噪比为 12 dB 的目标的检测性能受 δ 的影响。可以看出，当 δ 较小时，HB-NMF 的检测性能与 KA-NMF 是一致的，而随着 δ 逐渐增大，目标的检测概率逐渐下降，也即 HB-NMF 所假定的先验模型失配程度增加。图 3(b) 给出了 $\delta = 0, 3, 6, 9$ 几种情况下的检测性能曲线，可以看出随着积分区间的扩大，检测性能有所下降，但 HB 的检测性能始终优于 NMF。



(a) SNR=12 dB 时，检测性能与参数 P, Q 的关系



(b) $P=Q=3, 9, 27$ 时的检测性能

图 2 参数 P, Q 对 HB-NMF 性能的影响

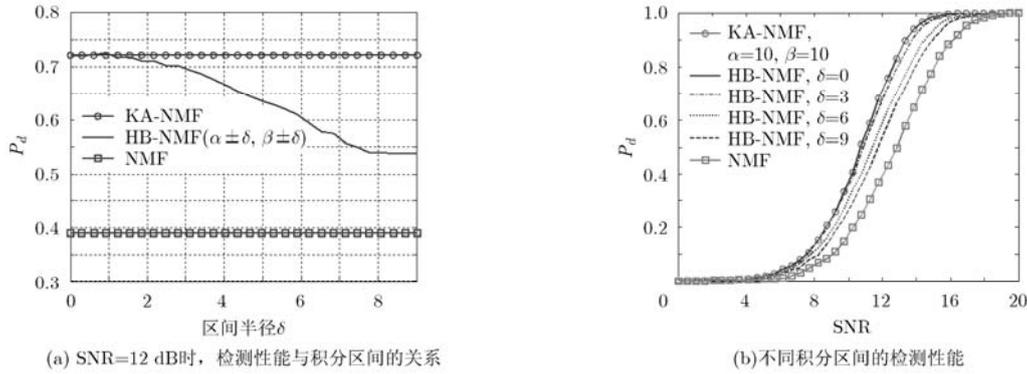


图 3 积分区间大小对 HB-NMF 性能的影响

6 实测杂波数据下的检测器性能分析

最后考虑上述算法在实测杂波数据中的性能对比。所采用的杂波数据为加拿大的 McMaster 大学自适应系统实验室的 IPIX 雷达海杂波数据。数据的采集时间为 1998 年冬季, 采集地点为 Grimsby, 其位于多伦多与 Niagara 瀑布之间的安大略湖岸边。IPIX 雷达工作于 9.39 GHz, 脉冲重复频率为 2 kHz, 采用交替发射水平极化和垂直极化脉冲, 因此对某个极化而言, 其脉冲重复频率为 1 kHz。本文采用的数据文件名称为 19980223_170435_ANTSTEP, 距离分辨率 15 m。针对 IPIX 雷达杂波数据的统计分析参见文献[1], 本文所采用的数据与该文献分析的数据相同。待分析的数据有 34 个距离单元, 每个距离单元有 60000 个脉冲, 每个脉冲根据发射和接收极化方式共有 4 种, 分别是 HH, HV, VH, VV。其中 H 表示水平极化, V 表示垂直极化。由于 HV 极化与 VH 极化的数据相同, 本文主要考虑 HH, HV, VV 等 3 种极化的杂波数据。本文将距离单元 17 作为待检测单元, 待检测矢量长度 $N=8$ 。待检测数据从 IPIX 雷达数据中按照 50%重叠率进行提取, 共计可以获得 $60000 \div 4 - 1 = 14999$ 个检验统计量, 为此设定虚警率 $P_{fa} = 10^{-3}$ 。

对于知识辅助检测器, 在检测前需要知道杂波纹理分量的分布参数。本文采用文献[9]给出的方法, 计算数据第 17 个距离单元杂波纹理分量分布参数的最大似然估值, 并将其作为知识辅助检测器的参数。而 HB-NMF 的参数则需要参考纹理分量分布参数估值设定。具体参数设置参见表 1 所示。由于杂波的协方差矩阵是未知的, 为此利用待检测单元附近的距离单元数据构成参考数据, 用于待检测单元杂波协方差矩阵的估计。本文中参考数据个数 $K=16$, 来自距离单元 9~16 和 18~25。文献[2]的统计分析表明, 杂波的非高斯性明显, 采用常规的样本协方差矩阵不能很好的抑制杂波。本文采用渐进最

表 1 检测器参数

	HH	HV	VV
HB-ANMF	$\alpha \in (7,15),$ $\beta \in (0.4,4)$	$\alpha \in (0.8,1.4),$ $\beta \in (0.8,2.4)$	$\alpha \in (15,20),$ $\beta \in (0.1,4)$
KA-ANMF	$\alpha = 8.21,$ $\beta = 0.26$	$\alpha = 1.20,$ $\beta = 1.28$	$\alpha = 17.55,$ $\beta = 0.23$

大似然估计 (Approximate Maximum Likelihood, AML), 这是一种定点迭代估计方法^[12]。若将杂波协方差矩阵估计值代入到 NMF 中, 检测器称之为自适应归一化匹配滤波器 (Adaptive NMF, ANMF), 相应的还有 KA-ANMF 和 HB-ANMF, 以区别于前面讨论的检测器。

由于海杂波具有高动态性, 非平稳性明显, 因此将检测器应用于杂波场景中的目标检测时, 虚警率往往会偏高^[13]。在分析上述检测器在实测杂波场景中性能时, 首先获得待检测单元杂波纹理分量的分布参数, 以及杂波协方差矩阵估计值。再利用计算机仿真获得仿真数据。将检测器应用于仿真数据的检测, 根据指定的虚警率获得判决门限。利用判决门限, 将检测器应用于实测杂波数据, 可以获得虚警率指标。针对不同极化数据的虚警率如表 2 所示。可以看出, 虚警率指标均大于标称值 $P_0 = 10^{-3}$, 这是由于实测杂波数据的高度非平稳性决定的。对比发现, HB-ANMF 的虚警率要比 KA-ANMF 低, 而 ANMF 的虚警率是最低的。

在雷达目标检测过程中, 通常是给定虚警率指标, 确定检测器的检测性能。为此可以对各个检测

表 2 虚警率测量值

	HH	HV	VV
HB-ANMF	0.0777	0.0258	0.0435
KA-ANMF	0.1411	0.0266	0.2540
ANMF	0.0165	0.0221	0.0197

器的门限进行调整, 使得其对当前杂波场景探测的虚警率为标称值。然后在待检测单元注入目标, 目标导向矢量同前面计算机仿真设置。那么可以得到不同极化数据下, 3 种检测器的检测性能曲线, 如图 4 所示。可以看出, VV 极化条件下的检测性能优于其他极化形式, 交叉极化条件下的检测能力最弱。而对于某一种极化条件下, HB-ANMF 的检测能力最优, 其次是 KA-ANMF, 最差的是 ANMF。其中在 HV 极化条件下, HB-ANMF 和 KA-ANMF 的检测性能几乎相同。

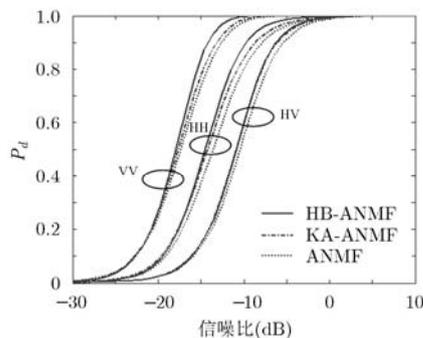


图 4 检测器检测性能对比

对于实测杂波数据而言, 其统计特性不具有平稳性, 而 KA-ANMF 假定杂波统计特性是平稳的, 因此必然出现先验信息模型与实际场景之间的失配。而 HB-ANMF 较好地解决了这个问题, 即存在一定失配条件下, HB-ANMF 的检测性能优于 KA-ANMF。

7 结论

在复合高斯杂波中的纹理分量分布具有不确定性, 本文采用 Bayes 框架, 将纹理分量采用先验分布模型描述, 得到了不同的检测器。采用无信息先验分布, 得到的检测器结构与基于 GLRT 的检测器相同。采用共轭先验分布得到的 KA-NMF 可以获得最好的检测能力, 但如果先验分布存在误差, 其检测性能会受到影响。为此本文给出了基于分层 Bayes 模型的检测算法, 该算法一方面利用了有信息先验模型描述杂波纹理分量, 利用了先验信息, 提高了检测器的检测能力, 另一方面利用了无信息先验分布描述先验模型参数, 提高了检测器的稳健性。本文最后利用计算机仿真数据和实测数据对本文讨论的几种检测器的性能进行了对比分析, 结果表明在先验模型失配条件下, 采用分层 Bayes 模型可以获得更好的检测稳健性。

参考文献

[1] Gini F. Selected list of references on radar signal processing[J].

- IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(1): 329-359.
- [2] Conte E, Maio A De, and Galdi G. Statistical analysis of real clutter at different range resolutions[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(3): 903-918.
- [3] Maio A De and Conte E. Uniformly most powerful invariant detection in spherically invariant random vector distributed clutter[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2010, 4(4): 560-563.
- [4] Berger J O. *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*[M]. Second Edition, New York: Springer Series in Statistics, 1985: 77-82.
- [5] Jay E, Ovarlez J P, Declercq D, et al. BORD: Bayesian optimum radar detector[J]. *Signal Processing*, 2003, 83(3): 1151-1162.
- [6] 邹鲲, 赵修斌, 田孝华, 等. 非高斯杂波中知识辅助的信号检测算法[J]. *信号处理*, 2012, 28(1): 60-66.
- Zou Kun, Zhao Xiu-bin, Tian Xiao-hua, et al. Knowledge-aided signal detection algorithm in non-Gaussian clutter[J]. *Signal Processing*, 2012, 28(1): 60-66.
- [7] Sangston K J, Gini F, and Greco M S. Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(1): 64-77.
- [8] Akcakaya M and Nehorai A. Adaptive MIMO radar design and detection in compound-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(3): 2200-2207.
- [9] Balleri A, Nehorai A, and Wang J. Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse Gamma texture[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 775-780.
- [10] Gelman A, Carlin J B, Stern H S, et al. *Bayesian Data Analysis*[M]. Second Edition, New York: Chapman & Hall/CRC, 2004: 117-121.
- [11] Bidon S, Besson O, and Tournet J Y. Knowledge-aided STAP in heterogeneous clutter using a hierarchical Bayesian algorithm[J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(3): 1863-1879.
- [12] Chitour Y and Pascal F. Exact maximum likelihood estimates for SIRV covariance matrix: existence and algorithm analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(10): 4563-4573.
- [13] 谢洪森, 邹鲲, 杨春英, 等. 海杂波协方差矩阵估计及其对目标检测性能的影响[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(10): 2174-2178.
- Xie Hong-sen, Zou Kun, Yang Chun-ying, et al. Sea clutter covariance matrix estimation and its impact on signal detection performance[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(10): 2174-2178.
- 邹 鲲: 男, 1976 年生, 讲师, 从事雷达信号处理、统计信号检测及其在雷达、导航方面的应用研究。
- 廖桂生: 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为时空自适应处理、天基预警和阵列信号处理等。
- 李 军: 男, 1972 年生, 副教授, 研究方向为信号处理技术在无线通信中的应用。