

样本缺失情况下的雷达目标自适应检测

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 雷达信号自适应检测问题中,参考数据中部分样本丢失会导致常规检测器性能显著下降。在无先验信息条件下,采用期望最大算法获得杂波协方差矩阵的最大似然估计,得到基于期望最大算法的自适应匹配滤波器。利用探测环境的先验信息,在贝叶斯框架下,采用 Gibbs 抽样获得杂波协方差矩阵的后验均值估计,得到基于马尔科夫链蒙特卡洛自适应匹配滤波器。计算机仿真分析表明,这 2 种检测器可以在样本缺失情况下具有较好的检测性能。当杂波协方差矩阵先验信息较少时,EM-AMF 与 MCMC-AMF 检测性能相当;当有先验信息可供利用时,MCMC-AMF 的检测性能可以得到进一步提升。

关键词 自适应检测;数据缺失;期望最大算法;马尔科夫链蒙特卡洛方法;Gibbs 抽样

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.06.012

中图分类号 TN957.51 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2020)06-0073-06

Radar Target Adaptive Detection with Missing Samples

ZOU Kun, LAI Lei, LUO Yanbo, LI Wei

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

Abstract In radar target adaptive detection problems, parts of the samples in the reference data are missing, such case is as a result of the degradation of detection performance for conventional detectors. Being under no condition of a prior information, an expectation maximization based adaptive matched filter (EM-AMF) is obtained by the maximal likelihood estimate of the clutter covariance matrix. A prior information about the detection environment is utilized for obtaining Markov Chain Monte Carlo based adaptive matched filter (MCMC-AMF) under condition of using Gibbs sampler to obtain the posterior mean of the clutter covariance matrix. The computer simulation results show that both of the detectors perform well under condition of the missing samples. With less prior information, MCMC-AMF and EM-AMF possess the analogous detection performance. But the MCMC-AMF detection performance can be improved further by exploiting more prior information.

Key words adaptive detection; missing observations; EM algorithm; MCMC method; Gibbs sampler

雷达信号检测在数学上属于统计假设检验问题,检测性能与数据的统计模型密切相关^[1]。然而在雷达检测器设计阶段,目标背景噪声(包含了杂波、热噪声和可能的干扰)统计特性往往是未知的,

收稿日期: 2020-06-15

基金项目: 国家自然科学基金(61871396); 博士后基金(2017M623352, 2018T111148); 陕西省自然科学基金(2020JM343, 2020JM352)

作者简介: 邹 鲲(1976—),男,湖北黄冈人,副教授,主要从事统计信号处理、雷达信号检测研究。E-mail:wyxzl@163.com

通信作者: 来 磊(1983—),男,陕西西安人,讲师,主要从事智能信号处理、认知导航研究。E-mail:lailai0731@126.com

引用格式: 邹鲲,来磊,骆艳卜,等.样本缺失情况下的雷达目标自适应检测[J].空军工程大学学报(自然科学版),2020,21(6):73-78.
ZOU Kun, LAI Lei, LUO Yanbo, et al. Radar Target Adaptive Detection with Missing Samples[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(6): 73-78.

需要一定数量的参考数据,用于待检测单元背景噪声的抑制和目标的检出,这种检测手段称为自适应检测^[2]。对于雷达目标检测问题,基于奈曼皮尔逊准则的一致最大势检验通常不存在^[3],可以依据其他不同的准则设计不同的自适应检测算法。例如采用广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)准则可以得到 GLRT 检测器^[2]和自适应匹配滤波器(Adaptive Matched Filter, AMF)^[4],利用 Wald 检验准则^[5]和 Rao 检验准则^[6]也可以得到对应的检测器。这些检测器都是渐近最优检测器,在参考数据较少的情况^[7]或导向向量失配^[8]时,检测性能会出现差异。

自适应检测的性能与参考数据数量、质量密切相关。为了更好地抑制待检测单元背景噪声,参考数据的数量必须足够多,且参考数据与待检测单元背景噪声的统计特性一致,即所谓的场景均匀性。在均匀场景中,参考数据数量必须大于检测问题维度的 2 倍时,GLRT 的检测性能损耗才能控制在 3 dB 以内^[2-3]。然而在实际情况下,对参考数据的数量和质量的的要求往往很难得到满足。例如在雷达空时自适应处理过程中^[10],检测问题维度是空时 2 个维度的乘积,且探测环境也受地物分布、复杂电磁环境的影响,很难找到满足要求的参考数据。因此针对非均匀场景、干扰条件下的自适应检测问题^[11-19]是当前一个研究热点。

本文考虑参考数据中部分样本缺失问题,其也可以作为一种特殊的非均匀场景。造成样本缺失的原因可以来自功率较强的干扰设备^[20],导致雷达接收数据中部分信号幅度值超过了接收机最大动态范围,从而被标注为无效数据;也可以来自雷达系统内部设计的缺陷,某些数据处理不及时导致的样本丢失^[21]。常规的处理方法是将缺失的数据置零或进行插值,但都会导致参考数据的统计特性出现偏差,影响了自适应检测性能。为此,本文首先提出了基于期望最大算法的自适应匹配滤波器(Expectation Maximization Based Adaptive Matched Filter, EM-AMF)。

1 检测问题

考虑如下的自适应检测问题:

$$\begin{aligned} H_0: & \begin{cases} \mathbf{z}_0 = \mathbf{y}_0 \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{p}_k \odot \mathbf{y}_k, \quad k=1, 2, \dots, K \end{cases} \\ H_1: & \begin{cases} \mathbf{z}_0 = \alpha \mathbf{v} + \mathbf{y}_0 \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{p}_k \odot \mathbf{y}_k, \quad k=1, 2, \dots, K \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

在这个检测问题中,待检测单元数据 \mathbf{z}_0 是长度

为 N 的复矢量,在 H_0 假设下仅仅包含背景噪声分量 \mathbf{y}_0 ,其服从均值为 0、协方差矩阵 \mathbf{R} 未知的复高斯分布,而在 H_1 假设下,待检测数据中叠加了一个幅度 α 未知的信号导向矢量 \mathbf{v} 。为了估计杂波协方差矩阵 \mathbf{R} ,假定还存在数量为 K 的参考数据 $\mathbf{z}_k, k=1, 2, \dots, K$,这些数据仅仅包含了背景噪声分量 \mathbf{y}_k ,其与待检测单元背景噪声分量 \mathbf{y}_0 为独立同分布。采用 N 维矢量 \mathbf{p}_k ,表示第 k 个参考数据部分样本缺失情况,数据缺失表征矢量 \mathbf{p}_k 中的每个元素取值 0 或 1,如果是 1 表示该数据是正常的,如果是 0 表示该数据是缺失的,那么接收信号 \mathbf{z}_k 可以表示为 \mathbf{p}_k 与 \mathbf{y}_k 的 Hadamard 乘积,用符号 \odot 表示。本文假定数据缺失表征矢量 \mathbf{p}_k 是已知的。

自适应匹配滤波器(AMF)是基于双步 GLRT 检验准则得到的,其形式^[4]为:

$$I_{\text{AMF}} = \frac{|\mathbf{v}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z}_0|^2}{\mathbf{z}_0^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z}_0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \quad (2)$$

式中: $\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H$; γ 为根据虚警概率设定的门限。由于参考数据 \mathbf{z}_k 中部分样本缺失,基于样本协方差矩阵的估计值 $\hat{\mathbf{R}}$ 偏离实际的杂波协方差矩阵 \mathbf{R} ,导致检测性能的下降。为此考虑存在样本缺失情况下的参考数据似然函数,其可以表示为:

$$f(\mathbf{z}_1 \cdots \mathbf{z}_K | \mathbf{R}) = \prod_{k=1}^K \frac{1}{\pi^N \|\mathbf{R}_k\|} \exp(-\mathbf{z}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{z}_k) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{R}_k = \mathbf{p}_k \mathbf{p}_k^H \odot \mathbf{R}$ 。可以看出直接计算 \mathbf{R} 的最大似然估计是非常困难的。本文分别采用 EM 算法和 MCMC 方法,可以获得 \mathbf{R} 的最大似然估计和后验均值估计,将其代入式(2)中,分别得到 EM-AMF 和 MCMC-AMF 2 种检测器。

2 基于 EM 算法的自适应匹配滤波器

利用数据缺失表征矢量 \mathbf{p}_k ,将每个参考数据 \mathbf{y}_k 划分为 2 个部分:用 $\mathbf{y}_{k,\text{obs}}$ 表示可观测的数据,是由 \mathbf{y}_k 中可观测分量构成的集合; $\mathbf{y}_{k,\text{mis}}$ 表示缺失的数据,是由 \mathbf{y}_k 中不可观测分量构成的集合,其中的下标表示为集合:

$$\begin{cases} \text{obs} = \{m | \mathbf{p}_{k,m} = 1\} \\ \text{mis} = \{m | \mathbf{p}_{k,m} = 0\} \end{cases} \quad (4)$$

由此 EM 算法表示为^[22]:

$$\mathbf{R}^{(n+1)} = \arg \max_{\mathbf{R}} \cdot$$

$$\left[\sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{\mathbf{y}_{k,\text{mis}} | \mathbf{y}_{k,\text{obs}}, \mathbf{R}^{(n)}} \{ \ln p(\mathbf{y}_{k,\text{obs}}, \mathbf{y}_{k,\text{mis}} | \mathbf{R}) \} \right] \quad (5)$$

式中: $\mathbf{R}^{(n)}$ 表示协方差矩阵 \mathbf{R} 的第 n 次迭代估计值。

可以看出,EM 算法包含了 2 个步骤:①计算条件似然函数的期望;②计算 \mathbf{R} 使得期望最大化。

在 EM 算法的期望步骤中,考虑到:

$$\mathbf{y}_k = \{\mathbf{y}_{k,\text{obs}}, \mathbf{y}_{k,\text{mis}}\} | \mathbf{R} \sim \text{CN}(0, \mathbf{R}) \quad (6)$$

式中:符号 \sim 表示服从某种分布;CN 表示复正态分布的缩写。对数似然函数可以表示为:

$$\ln p(\mathbf{y}_{k,\text{obs}}, \mathbf{y}_{k,\text{mis}} | \mathbf{R}) = c - \ln \|\mathbf{R}\| - \text{tr}\{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^H\} \quad (7)$$

式中: c 表示常量;符号 $\|\cdot\|$ 和 $\text{tr}\{\cdot\}$ 分别表示矩阵的行列式和迹。依据式(5),需要对式(7)计算条件期望。利用条件高斯定理^[23]可以得到:

$$\mathbf{y}_{k,\text{mis}} | \mathbf{y}_{k,\text{obs}}, \mathbf{R}^{(n)} \sim \text{CN}(\boldsymbol{\mu}_{k,\text{mis}|\text{obs}}^{(n)}, \mathbf{R}_{\text{mis}|\text{obs}}^{(n)}) \quad (8)$$

其中:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_{k,\text{mis}|\text{obs}}^{(n)} = \mathbf{R}_{\text{mis,obs}}^{(n)} (\mathbf{R}_{\text{obs,obs}}^{(n)})^{-1} \mathbf{y}_{k,\text{obs}} \\ \mathbf{R}_{\text{mis}|\text{obs}}^{(n)} = \mathbf{R}_{\text{mis,mis}}^{(n)} - \mathbf{R}_{\text{mis,obs}}^{(n)} (\mathbf{R}_{\text{obs,obs}}^{(n)})^{-1} \mathbf{R}_{\text{obs,mis}}^{(n)} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{R}_{[a,b]}$ 表示 $N \times N$ 矩阵 \mathbf{R} 中由集合 a 构成的行和集合 b 构成列组成。将式(7)代入到式(5)中,并利用式(8)和式(9)的结论,可以得到:

$$E_{\mathbf{y}_{k,\text{mis}} | \mathbf{y}_{k,\text{obs}}, \mathbf{R}^{(n)}} \{ \ln p(\mathbf{y}_{k,\text{obs}}, \mathbf{y}_{k,\text{mis}} | \mathbf{R}) \} = c - \ln \|\mathbf{R}\| - \text{tr}\{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{S}_k^{(n)}\} \quad (10)$$

其中:

$$\mathbf{S}_k^{(n)} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{k,\text{obs}} \mathbf{y}_{k,\text{obs}}^H & \mathbf{y}_{k,\text{obs}} \boldsymbol{\mu}_{k,\text{mis}|\text{obs}}^{(n)H} \\ \boldsymbol{\mu}_{k,\text{mis}|\text{obs}}^{(n)} \mathbf{y}_{k,\text{obs}}^H & \boldsymbol{\mu}_{k,\text{mis}|\text{obs}}^{(n)} \boldsymbol{\mu}_{k,\text{mis}|\text{obs}}^{(n)H} + \mathbf{R}_{\text{mis}|\text{obs}}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (11)$$

EM 算法的步骤②可以表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}^{(n+1)} &= \arg \max_{\mathbf{R}} \cdot \\ & \left[Kc - K \ln \|\mathbf{R}\| - \text{tr}\left\{ \mathbf{R}^{-1} \sum_{k=1}^K \mathbf{S}_k^{(n)} \right\} \right] \end{aligned} \quad (12)$$

容易得到:

$$\mathbf{R}^{(n+1)} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{S}_k^{(n)} \quad (12)$$

EM 算法是一种迭代算法,因此首先可以设置一个协方差矩阵的初始值 $\mathbf{R}^{(0)}$,分别计算式(9)、式(11)和式(13)完成对协方差矩阵的更新估计,并计算:

$$\begin{aligned} f(n+1) &= \\ & -K \ln \|\mathbf{R}^{(n+1)}\| - \text{tr}\left\{ (\mathbf{R}^{(n+1)})^{-1} \sum_{k=1}^K \mathbf{S}_k^{(n)} \right\} \end{aligned} \quad (13)$$

当 $f(n+1) - f(n) \leq \epsilon$ 时,EM 算法的迭代终止,其中 ϵ 为某个大于 0 的常数,令 $\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{R}^{(n+1)}$ 作为待检测单元杂波协方差矩阵的估计值,代入到式(2)中,可以得到 EM-AMF 检测器。

3 基于 MCMC 方法的自适应匹配滤波器

在雷达目标检测过程中,关于待检测单元杂波

协方差矩阵,如果有一定的先验信息,就有可能提升检测性能。先验信息的使用在贝叶斯框架下,可以用先验分布表示。为此假定假设检验问题(1)中, \mathbf{R} 的先验分布为复逆 Wishart (Complex Inverse Wishart, CW^{-1}) 分布,即 $\mathbf{R} \sim \text{CW}^{-1}(\nu_0, (\nu_0 - N) \mathbf{R}_0)$,其概率密度函数可以表示为:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{M}; \nu_0, \mathbf{R}_0) &= \frac{\|\nu_0 - N\| \mathbf{R}_0\|^{-\nu_0}}{c(N, \nu_0) \|\mathbf{M}\|^{-\nu_0 + N}} \cdot \\ & \text{etr}\{-(\nu_0 - N) \mathbf{M}^{-1} \mathbf{R}_0\}; \nu_0 \geq N + 1 \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $c(N, \nu) = \pi^{(N(N-1)/2)} \prod_{n=1}^N \Gamma(\nu + n)$ 。由此可以得到先验均值和先验方差^[24]:

$$\begin{cases} E(\mathbf{M}) = \mathbf{R}_0 \\ \text{cov}(\mathbf{M}) = \frac{\mathbf{R}_0^2}{\nu_0^2 (\nu_0 + 1)(\nu_0 - 1)} + \frac{\text{tr}(\mathbf{R}_0) \mathbf{R}_0}{\nu_0 (\nu_0 + 1)(\nu_0 - 1)} \end{cases} \quad (16)$$

CW^{-1} 分布参数 \mathbf{R}_0 表示了先验均值,而参数 ν_0 表征了对这个先验均值的不确定性。 ν_0 越大, CW^{-1} 分布更加集中在其均值 \mathbf{R}_0 处,说明不确定性较低,反之当 $\nu_0 = N + 1$ 时,表示不确定性最大。需要指出的是,这里采用 CW^{-1} 分布作为协方差矩阵 \mathbf{R} 的先验分布的原因是,对于复高斯分布的协方差矩阵,其共轭先验分布是 CW^{-1} 分布,即先验分布与后验分布具有相同的形式,有利于简化计算。为此利用式(6),容易得到 \mathbf{R} 的后验分布:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{R} | \mathbf{y}_1 \cdots \mathbf{y}_K) &\sim \\ & \text{CW}_{N^{-1}}^{-1}(\nu_0 + K, \mathbf{K}\mathbf{Y} + (\nu_0 - N) \mathbf{R}_0) \end{aligned} \quad (17)$$

其中: $\mathbf{Y} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^H$,从而得到后验均值为:

$$E(\mathbf{R} | \mathbf{y}_1 \cdots \mathbf{y}_K) = \theta \mathbf{Y} + (1 - \theta) \mathbf{R}_0 \quad (18)$$

式中: $\theta = \frac{K}{\nu_0 - N + K}$ 。可以看出,杂波协方差矩阵的后验均值是先验均值与样本协方差矩阵的凸组合形式,其中 θ 表示了先验信息的贡献大小。若对先验信息 \mathbf{R}_0 的不确定性较大,可以让 ν_0 取较大值,此时 θ 趋于 0,所得到的后验均值主要由样本协方差矩阵构成,而 \mathbf{R}_0 所占分量可以忽略。

Gibbs 抽样方法是 MCMC 仿真手段的一种,其通过构造参数的后验分布,得到抽样样本的马尔科夫序列,只要序列足够长,该序列统计分布最终可以收敛到目标分布。给定一个协方差矩阵初始值 $\mathbf{R}^{(0)}$,利用式(8),可以产生一个随机矢量 $\mathbf{y}_{k,\text{mis}}$,将其与观测矢量 $\mathbf{y}_{k,\text{obs}}$ 一并构成参考数据 \mathbf{y}_k 。再利用式(17),可以随机产生一个协方差矩阵 $\mathbf{R}^{(1)}$ 。由此可以得到一个协方差矩阵的马尔科夫序列 $\mathbf{R}^{(n)}$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。计算这个序列经过收敛之后的均值,作为杂波协方差矩阵后验均值的估计:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N - N_b} \sum_{n=N_b+1}^N \mathbf{R}^{(n)} \quad (19)$$

式中: N 表示 Gibbs 抽样得到的样本总数; N_b 表示当抽样迭代次数达到 N_b 时, 获得的样本分布收敛到了目标分布。

4 数值仿真分析

假定数据长度 $N=8$, 背景噪声协方差矩阵第 m 行第 n 列的元素表示为 $\mathbf{R}(m, n) = 0.9^{|m-n|} \cdot e^{j2\pi(-0.2)(m-n)}$ 。信号导向矢量的第 n 个元素表示为 $\mathbf{v}_n = e^{j2\pi(0.3)(n-1)} / \sqrt{N}$ 。在计算机生成参考数据过程中, 首先利用协方差矩阵 \mathbf{R} 生成 K 个长度为 N 的复高斯分布矢量 $\mathbf{y}_k, k=1, 2, \dots, K$ 。参考数据共计 NK 个样本, 依据样本丢失概率 p , 对每个样本的状态设置为正常或丢失。具体方法是, 随机生成一个 $0 \sim 1$ 之间的均匀分布的随机数, 若该数值大于 p , 则该样本设置为正常状态, 否则设置为丢失状态。图 1 显示了 $p=0.1$ 和 0.3 时的参考数据, 标注为黑色的是丢失的样本, 其中取 $N=8, K=32$, 共计 $NK=256$ 个样本。当 $p=0.1$ 时, 大约有 25 个样本丢失; 当 $p=0.3$ 时, 大约有 75 个样本丢失, 这些丢失的样本随机分布于整个数据块中。显然, 丢失的样本数量越多, 从剩余样本中恢复复杂波协方差矩阵就越困难。

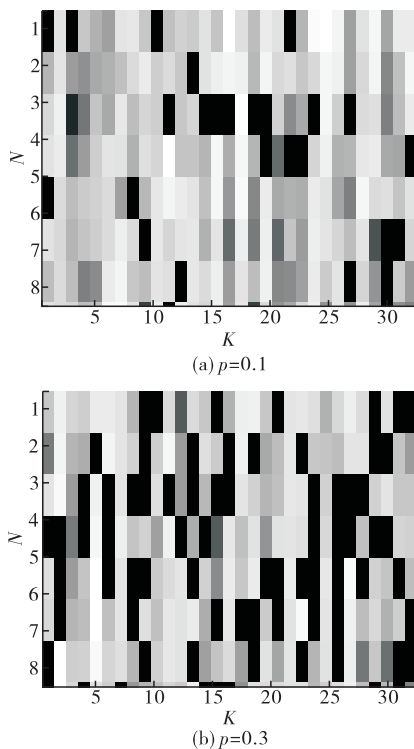


图 1 存在样本丢失的参考数据 ($N=8, K=32$)

4.1 Gibbs 抽样收敛性能分析

对于 Gibbs 抽样算法, 首先要确定协方差矩阵

序列 $\mathbf{R}^{(n)}$ 在什么时候开始处于收敛状态, 即式 (19) 中 N_b 的取值。为此本文采用势尺度 (Potential Scale, PS) 的概念^[25] 进行数值分析。依据指定的先验分布参数 \mathbf{v}_0 和 \mathbf{R}_0 , 利用式 (15) 随机生成一个初始值 $\mathbf{R}^{(0)}$, 利用 Gibbs 抽样算法, 可以得到一个抽样矩阵序列 $\mathbf{R}^{(n)}, n=1, 2, \dots, L$ 。选择序列中每个矩阵的第 m 行第 n 列的元素进行分析, 其可以构成一个标量序列 $\varphi^{(n)}$ 。将这个序列定义为一个长度 L 的列矢量 $\boldsymbol{\varphi}$ 。将这个过程重复 M 次, 由此可以得到 M 个长度为 L 的序列, $\boldsymbol{\varphi}_1, \boldsymbol{\varphi}_2, \dots, \boldsymbol{\varphi}_M$ 。分别计算每个序列的均值、方差和所有序列的均值:

$$\begin{cases} \bar{\varphi}_m(n) = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \varphi_m^{(l)} \\ s_m^2(n) = \frac{1}{n-1} \sum_{l=1}^n (\varphi_m^{(l)} - \bar{\varphi}_m(n))^2 \\ \bar{\varphi}(n) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \bar{\varphi}_m(n) \end{cases} \quad (20)$$

再计算序列间 (Between-Sequence) 方差 B 和序列内 (Within-Sequence) 方差 W :

$$\begin{cases} B(n) = \frac{n}{M-1} \sum_{m=1}^M (\bar{\varphi}_m(n) - \bar{\varphi}(n))^2 \\ W(n) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M s_m^2(n) \end{cases} \quad (21)$$

那么势尺度定义为:

$$PS(n) = \sqrt{\frac{n-1}{n} + \frac{1}{n} \frac{B(n)}{W(n)}} \quad (22)$$

序列的收敛性主要分析势尺度因子与 1 的距离, 越靠近 1 说明序列越接近目标分布。

图 2 给出了势尺度与迭代次数之间的关系, 这里选择 $\mathbf{v}_0 = N+1, \mathbf{R}_0 = \mathbf{I}_N$, 即单位矩阵。独立运行次数 $M=500$ 后进行平均。可以看出, 采用 Gibbs 抽样方法获得的马尔科夫序列最终都会收敛到目标分布, 但收敛速度与参数 K 和丢失样本占比 p 有关。 K 值相同时, 丢失样本越多, 收敛的速度越慢。丢失样本占比 p 相同时, K 越大, 收敛速度越慢。

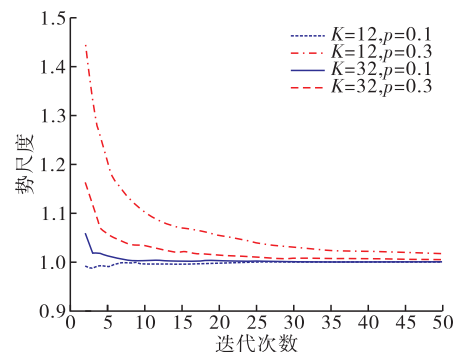


图 2 Gibbs 抽样算法收敛性能分析

4.2 检测性能对比分析

将 AMF 作为检测器结构, 指定虚警概率为

10^{-3} , 利用计算机仿真获得判决门限。分析不同的信噪比条件下的检测性能。信噪比 SNR 定义为:

$$\text{SNR} = |\alpha|^2 \mathbf{v}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{v} \quad (23)$$

作为对比分析, 将匹配滤波器 MF 作为检测性能的上限, 即假定杂波协方差矩阵已知。还可以对存在样本缺失的参考数据 \mathbf{z}_k 进行线性插值, 将插值后的数据用于计算样本协方差矩阵, 并代入式(2)中, 得到的检测器标记为 LI-AMF。

而对于 MCMC-AMF 检测器, 其先验分布参数设置为 $\nu_0 = N + 1, \mathbf{R}_0 = \mathbf{I}_N$, 这种参数设置表示对协方差矩阵的先验信息较少。另外一种设置为 $\nu_0 = N + 8, \mathbf{R}_0(m, n) = 0.8^{|m-n|} e^{j2\pi(-0.15)(m-n)}$, 这种参数设置表示对协方差矩阵有一定的先验信息, 但先验均值与实际的 \mathbf{M} 取值存在少许差异, ν_0 的值取得更大一些, 表示对该先验信息的把握程度更高一些。由此得到的检测器标注为 MCMC-AMF(Info)。

图 3 给出了 $p = 0.1$ 时的检测性能, 分别考虑 $K = 12$ 和 32。

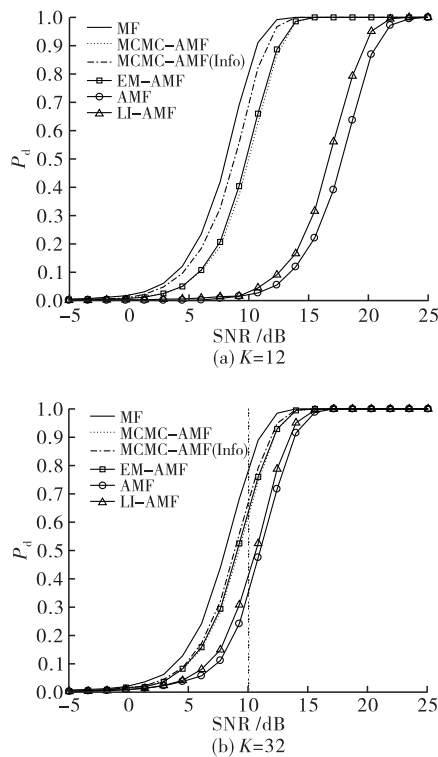


图 3 检测性能 ($p = 0.1$)

首先可以看出, MF 的检测性能可以作为所有的检测性能的上限, 而 AMF 的检测性能可以作为下限。这是因为参考数据中存在数据缺失, 直接影响了检测性能。通过对缺失数据的插值, LI-AMF 的检测性能相对 AMF 有了略微的提高, 但是由于这种插值方法忽略了信号本身的统计特性, 对检测性能的提升是非常有限的。本文提出了 MCMC-AMF 和 EM-AMF 具有较好的检测性能, 且性能相

当。这是因为这两种方法都没有使用协方差矩阵的先验信息, 如果使用先验信息, MCMC-AMF(Info) 的检测性能可以得到进一步的提高。这种提高程度在 K 较小的情况下更为明显, 这是因为参考数据数量的增加可以弥补先验信息的缺失。

进一步将数据缺失比例因子设置 $p = 0.3$, 检测性能见图 4。

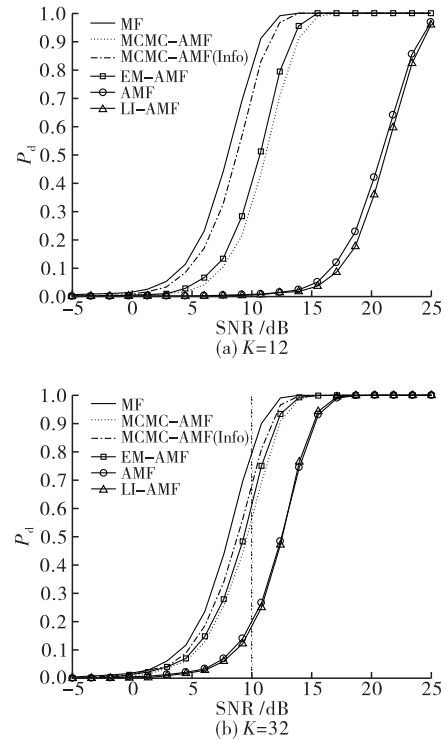


图 4 检测性能 ($p = 0.3$)

此时参考数据中数据丢失的个数增加, 直接从参考数据中获取杂波协方差矩阵的信息进一步降低, 因此此时的 AMF 和 LI-AMF 的检测性能会进一步降低。MCMC-AMF 和 EM-AMF 的检测性能也会受到影响, $K = 12$ 时, 与图 3(a) 对比出现一定程度的下降, 但下降程度不太明显。而对于 $K = 32$ 时, 检测性能受到 p 的影响较小, 这还是因为参考数据的增加在一定程度上可以弥补数据样本丢失导致的信息损耗。同样, 利用先验信息, MCMC-AMF(Info) 的检测性能可以得到进一步的提高。

5 结语

在复杂电磁环境中, 各种可能的干扰会导致雷达接收数据中个别样本丢失, 如果不加以处理, 或仅仅是简单的插值处理, 检测性能往往会受到严重的影响。本文提出了基于 EM 算法和 MCMC 仿真的 2 种杂波协方差矩阵估计方法, 如果关于协方差矩阵的先验信息较少, 采用 EM 算法和采用 MCMC 仿真方法得到的检测性能是相当的。如果可以采用

协方差矩阵的部分先验信息,即便先验信息不够准确,仍然可以有效提升检测性能。

参考文献

- [1] DE MAIO A, GRECO M S. Modern Radar Detection Theory[M]. USA: Sci Tech Publishing, 2016.
- [2] KELLY E J. An Adaptive Detection Algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1986, 22(1):115-127.
- [3] DE MAIO A, IOMMELLI S. Coincidence of the Rao Test, Wald Test, and GLRT in Partially Homogeneous Environment[J]. IEEE Signal Process Letter, 2008, 15: 385-388.
- [4] ROBEY F C, FUHRMANN D R, KELLY E J, et al. A CFAR Adaptive Matched Filter Detector[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1992, 28(1):208-216.
- [5] DE MAIO A. A New Derivation of the Adaptive Matched Filter[J]. IEEE Signal Process Letter, 2004, 11(10): 792-793.
- [6] DE MAIO A. Rao Test for Adaptive Detection in Gaussian Interference with Unknown Covariance Matrix[J]. IEEE Trans Signal Process, 2007, 55: 3577-3584.
- [7] BESSON O. Adaptive Detection Using Randomly Reduced Dimension Generalized Likelihood Ratio Test [J]. Signal Processing, 2020, 166:1-4.
- [8] SHEN L, LIU Z, XU Y, et al. Robust Polarimetric Adaptive Detector against Target Steering Matrix Mismatch[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 51(1):442-455.
- [9] DEGURSE J, SAVY J. Reduced-Rank STAP for Target Detection in Heterogeneous Environments [J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(2):1153-1162.
- [10] BESSON O, BIDON S. Adaptive Processing with Signal Contaminated Training Samples[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(7):4318-4329.
- [11] LIU W, WANG Y, LIU J, et al. Design and Performance Analysis of Adaptive Subspace Detectors in Orthogonal Interference and Gaussian Noise[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2016, 52(5):2068-2079.
- [12] SCHNITER P, BYRNE E. Adaptive Detection of Structured Signals in Low-Rank Interference[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(13): 3439-3454.
- [13] LIU L, LI J. False Alarm Rate of the GLRT for Subspace Signals in Subspace Interference Plus Gaussian Noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(11):3058-3069.
- [14] LIU W, LIU J, LI H, et al. Multichannel Signal Detection Based on Wald Test in Subspace Interference and Gaussian Noise[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2019, 55(3):1370-1381.
- [15] GAO Y, LIAO G, LIU W. High Resolution Radar Detection in Interference and Nonhomogeneous Noise[J]. IEEE Signal Process Letter, 2016, 23(10): 1359-1363.
- [16] ORLANDO D. A Novel Noise Jamming Detection Algorithm for Radar Applications [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(2):206-210.
- [17] WANG Z. Adaptive Detection of a Subspace Signal in Gaussian Noise and Rank-one Interference[J]. Digital Signal Processing, 2020, 96:111-222.
- [18] LIU W J, HAN H, LIU J, et al. Multichannel Radar Adaptive Signal Detection in Interference and Structure Nonhomogeneity[J]. Sci China Inf Sci, 2017, 60(11): 112-302.
- [19] ADDABBO P, BESSON O, ORLANDO D, et al. Adaptive Detection of Coherent Radar Targets in the Presence of Noise Jamming[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(24):6498-6510.
- [20] FENG D, XU L, PAN X, et al. Jamming Wideband Radar Using Interrupted-Sampling Repeater[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(3):1341-1354.
- [21] LIM D, GIANELLI C D, LI J, et al. Automatic Target Recognition in Missing Data Cases[J]. IEEE A&E Systems Magazine, 2017, 7:40-49.
- [22] 邹鲲,吴德伟,李伟. 认知雷达起伏目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(5):1007-1012.
- [23] KAY S M. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1998: 272-279.
- [24] BIDON S, BESSON O, TOURNERET J Y. A Bayesian Approach to Adaptive Detection in Nonhomogeneous Environments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1):205-217.
- [25] GELMAN A, CARLIN J B, STERN H S, et al. Bayesian Data Analysis [M]. 2nd ed. New York: Texts in Statistical Science, 2003.

(编辑:徐敏)