

一种非均匀场景复合高斯杂波下的自适应检测器

谢洪森^① 邹 鲲^{*②}

^①(海军航空工程学院青岛分院 青岛 266041)

^②(空军工程大学电讯工程学院 西安 710077)

摘要: 该文考虑一种非均匀环境中, 复合高斯杂波下的目标检测问题, 即待检测单元杂波协方差矩阵与参考单元杂波协方差矩阵之间并不相等, 且杂波数据满足复合高斯统计分布模型。利用已知的先验信息, 选择合适的先验分布, 基于贝叶斯方法, 该文给出了杂波协方差矩阵的最小均方误差估计, 并将其应用于正则化匹配滤波器检验。计算机仿真结果表明, 采用该文提出的杂波协方差估计算法, 能够在参考数据较少的情况下, 获得较好的检测性能。

关键词: 信号处理; 自适应检测; 复合高斯分布; 非均匀场景; 贝叶斯方法; 协方差矩阵

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)10-2433-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01412

An Adaptive Detector in Compound Gaussian Clutter of Nonhomogenous Environments

Xie Hong-sen^① Zou Kun^②

^①(Qingdao Branch, Naval Aeronautical Engineering Academy, Qingdao 266041, China)

^②(Telecommunication Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: The adaptive detection of signal embedded in compound Gaussian clutter of nonhomogeneous environments, i.e., the training samples used for adaption do not share the same covariance matrix as the vector under test is considered in this paper, and the clutter can be modeled in terms of a compound Gaussian process. With known prior and some appropriate prior distribution, based on Bayesian framework, the minimum mean square error estimation of clutter covariance matrix is proposed, and the application to the adaptive normalized matched filter test is given. The results of computer simulation are presented to illustrate that the performance of the proposed detectors is better than conventional ones, especially in the present of a small number of training data.

Key words: Signal processing; Adaptive detection; Compound Gaussian distribution; Nonhomogeneous environments; Bayesian framework; Covariance matrix

1 引言

在噪声中检测感兴趣目标是统计信号处理的核心问题之一, 也是诸如通信, 雷达, 声呐等应用中的关键问题。对于雷达而言, 感兴趣目标通常淹没在热噪声、杂波和各种干扰之中, 因此目标检测问题是雷达信号处理中极为重要的课题。在雷达目标检测过程中, 需要知道背景噪声的一、二阶统计特性, 即背景噪声的幅度分布和功率谱特性。如果假定背景噪声幅度统计特性满足 Rayleigh 分布, 即噪声复基带信号满足复高斯分布, 但背景噪声功率谱通常是未知的。针对此种情况, Kelly^[1]提出了所谓的自适应检测的概念。即利用一定数量的参考数据

用于背景噪声的功率谱估计, 参考数据中不包含目标信号, 且与待检测单元(Cell Under Test, CUT)的背景噪声具有相同的功率谱, 利用这些参考数据估计背景噪声的协方差矩阵, 可以得到广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)。

在雷达目标检测的应用中, Kelly 提出的自适应检测算法所需条件并不一定能够满足。首先背景噪声主要成分为杂波, 其幅度统计特性在很多情况下并不满足 Rayleigh 分布, 尤其是高分辨率雷达海杂波^[2,3]数据。通过研究发现, 复合高斯(Compound Gauss, CG)分布可以描述很多常见的非高斯分布, 如 Weibull 分布, K 分布^[4]等, 也能描述高斯分布, 并能够较好的拟合实测数据的统计分布。使用该分布模型可以极大简化信号检测算法的结构, 因此获得了广泛的应用。其次, 杂波通常具有一定的空间

2010-12-27 收到, 2011-06-07 改回

*通信作者: 邹鲲 zoukun2003@yahoo.com.cn

分布,是非均匀的。也就是说杂波的统计特性随着距离单元的不同而发生变化。杂波的非均匀性与具体的场景有关,如密集城镇区域的杂波具有很强的非均匀性。因此与 CUT 具有相同的功率谱特性的参考数据的数量是有限的,而且参考数据的功率谱与待检测单元的功率谱也不可能完全相同。因此非高斯,非均匀的杂波中的目标信号自适应检测问题成为近些年来雷达信号检测的重要课题。

如果杂波满足复合高斯分布,且协方差矩阵已知,那么正则化匹配滤波器(Normalized Matched Filter, NMF)是渐进最优的^[5],即随着相干累积脉冲个数的增加,其性能接近 GLRT。在实际情况下,杂波的协方差矩阵是未知的,需要利用 CUT 附近的距离单元的杂波数据进行估计。然而当杂波统计特性具有非均匀性时,利用参考数据得到的杂波协方差估计可能偏离了 CUT 杂波的协方差矩阵,从而导致了匹配滤波器的失配,检测性能下降。解决的方法可以利用某种先验信息对参考数据进行选择^[6],剔除那些统计特性明显偏离 CUT 杂波统计特性的参考数据。另一种途径就是在算法设计过程中考虑使用这些先验信息,文献[7]给出了一种非均匀场景下的自适应检测方法,即假定 CUT 的杂波协方差矩阵(Clutter Covariance Matrix, CCM)与参考单元的 CCM 之间满足某种分布。但该方法仅仅考虑了杂波幅度满足高斯分布的特殊情况。文献[8]则假定了杂波幅度满足复合高斯分布,并认为杂波 CCM 满足某种先验分布。但该方法并没有考虑到杂波的非均匀性问题。本文考虑后一种途径,并假定杂波是非高斯,非均匀的情况下的自适应检测问题。

本文在第 2 节对数据模型进行了描述,讨论了非高斯,非均匀杂波场景的统计模型,在此基础上,在第 3 节给出了 CCM 的最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)估计方法。最后给出了计算机仿真,检测性能的仿真结果表明该方法能够在非高斯,非均匀杂波场景中,利用较少的参考数据获得较好的检测性能。

2 数据模型

雷达目标的检测属于统计学中的二元检验问题:

$$\begin{cases} H_0 : z = n \\ H_1 : z = bp + n \end{cases} \quad (1)$$

其中雷达测量基带数据 z 为 N 维复矢量,而 N 维矢量 p 表示目标信号,标量 b 假定为未知的确定性参数,表示信号传播效应引入的起伏等。在 H_0 假设下,雷达观测数据为噪声矢量 n ,其满足复合高斯模型:

$$n = \sqrt{\tau_0} \cdot g \quad (2)$$

其中 N 维矢量 g 满足零均值复高斯分布,可以表示为 $g \sim \text{CN}_N(\mathbf{0}, \mathbf{R})$,其中 N 阶方阵 \mathbf{R} 表示杂波的协方差矩阵,矢量 g 通常也称之为散斑(speckle)分量。非负的随机变量 τ_0 通常称之为纹理(texture)分量,并假定与散斑分量统计独立。对于复合高斯分布模型,散斑分量 g 的协方差矩阵决定了杂波的相关性,而纹理分量 τ_0 的幅度分布决定了杂波的非高斯性。假定 CUT 附近存在 K 个不包含目标信号的杂波数据,可以表示为 $z_k = \sqrt{\tau_k} \times g_k, k = 1, \dots, K$,假定 $g \sim \text{CN}_N(\mathbf{0}, \mathbf{S})$, N 阶方阵 \mathbf{S} 表示参考数据的 CCM。利用这些数据可以对 CUT 的 CCM 进行估计。 z_k 的分布可以表示为

$$\begin{aligned} z_k | \tau_k, \mathbf{S} &\sim \text{CN}_N(\mathbf{0}, \tau_k \mathbf{S}) \\ \Leftrightarrow f(z_k | \tau_k, \mathbf{S}) &= \frac{1}{\pi^N \tau_k^N \|\mathbf{S}\|} \exp\left\{-\frac{z_k^H \mathbf{S}^{-1} z_k}{\tau_k}\right\} \end{aligned} \quad (3)$$

其中符号 \sim 表示满足某种分布,符号 $\|\cdot\|$ 表示行列式。

如果假定 τ_0 和 τ_k 相等且为确定性参量,矩阵 $\mathbf{R} = \mathbf{S}$,那么数据模型就蜕化为均匀场景中,高斯分布杂波下的信号检测问题。而在实际情况下,杂波是非高斯的,非均匀的,上述条件并不能满足。即假定 τ_0 和 τ_k 均为随机变量,假定 \mathbf{R}, \mathbf{S} 均为随机矩阵,这样可能更接近实际。但是这些随机变量的统计分布通常是未知的,选择合适的统计分布形式,既要满足实际情况,又不能导致过于复杂的算法结构,本文认为采用共轭先验分布是一个较为合适的选择。一般而言,只要这种先验分布与目标分布相差不太大,都可以获得较好的检测性能。

假定杂波的纹理分量满足逆伽玛(Inverse Gamma, IG)分布:

$$\begin{aligned} \tau_k &\sim G^{-1}(\alpha_k, \beta_k) \Leftrightarrow f(\tau_k) \\ &= \frac{\beta_k^{\alpha_k}}{\Gamma(\alpha_k) \tau_k^{\alpha_k+1}} \exp\left\{-\frac{\beta_k}{\tau_k}\right\} \\ \tau_k &\geq 0, \alpha_k > 0, \beta_k > 0, k = 0, \dots, K \end{aligned} \quad (4)$$

IG 分布是双参数分布,其中参数 α_k 表示形状参数, β_k 表示尺度参数。需要指出的是 IG 分布是复合高斯分布中纹理分量的共轭先验分布。本文还假定杂波的纹理分量之间是统计独立的。

假定 CUT 的 CCM 满足复 Wishart (Complex Wishart, CW)分布,而参考单元的 CCM 满足逆复 Wishart(Inverse Complex Wishart, ICW)分布。其中 CW 分布和 ICW 分布分别定义为

$$\mathbf{X} \sim \text{CW}_N(\mathbf{A}, v) \Leftrightarrow f(\mathbf{X}) = \frac{\|\mathbf{X}\|^{v-N}}{c(N, v) \|\mathbf{A}\|^v} \text{etr}(-\mathbf{A}^{-1} \mathbf{X}) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} &\sim \text{CW}_N^{-1}(\mathbf{B}, v) \Leftrightarrow f(\mathbf{Y}) \\ &= \frac{\|\mathbf{B}\|^v}{\mathbf{c}(N, v)\|\mathbf{Y}\|^{v+N}} \text{etr}(-\mathbf{Y}^{-1}\mathbf{B}) \end{aligned} \quad (6)$$

其中

$$\mathbf{c}(m, v) = \pi^{(m(m-1)/2)} \prod_{k=1}^m \Gamma(v - m + k) \quad (7)$$

其中 $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。由上述定义, CUT 的协方差矩阵 $\mathbf{R} \sim \text{CW}_N(u^{-1}\bar{\mathbf{R}}, u)$, 其中参数 u 表示了杂波功率谱特性的先验信息的获取程度, u 越大, \mathbf{R} 的分布越趋近与均值 $\bar{\mathbf{R}}$, 表明先验信息的增加。而参考数据的杂波协方差矩阵 $\mathbf{S} | \mathbf{R} \sim \text{CW}_N^{-1}((v-N)\mathbf{R}, v)$, 矩阵 \mathbf{S} 的统计分布是以 \mathbf{R} 为条件, 也就是说此模型描述了 CUT 和参考数据之间的协方差矩阵的非均匀性^[7]。当 v 越大时, 矩阵 \mathbf{S} 与 \mathbf{R} 的越接近, 表明场景越均匀。构建上述统计模型的好处在于能够利用少量的标量参数描述杂波场景的非高斯性和非均匀性。参数 α_k 和 β_k 表示了杂波的幅度分布的非高斯性, 而参数 v 描述了杂波功率谱的非均匀性, 参数 u 描述了杂波功率谱的先验信息。

3 协方差矩阵的 MMSE 估计

3.1 后验分布

为了计算 MMSE 估计, 必须计算参数的后验分布。利用式(3)–式(6), 可以得到联合后验分布:

$$\begin{aligned} &f(\{\tau_k\}, \mathbf{R}, \mathbf{S} | \{\mathbf{z}_k\}) \\ &\propto f(\{\mathbf{z}_k\} | \mathbf{R}, \mathbf{S}, \{\tau_k\}) f(\{\tau_k\}) f(\mathbf{S} | \mathbf{R}) \cdot f(\mathbf{R}) \\ &\propto \prod_{k=1}^K \frac{1}{\tau_k^N} \frac{1}{\|\mathbf{S}\|} \exp\left(-\frac{\mathbf{z}_k^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z}_k}{\tau_k}\right) \frac{\beta_k^{\alpha_k}}{\Gamma(\alpha_k) \tau_k^{\alpha_k+1}} \exp\left(-\frac{\beta_k}{\tau_k}\right) \\ &\quad \cdot \|\mathbf{S}\|^{-(v+N)} \text{etr}\left\{-(v-N)\mathbf{S}^{-1}\mathbf{R}\right\} \|\mathbf{R}\|^v \\ &\quad \cdot \|\mathbf{R}\|^{u-N} \text{etr}\left\{-u\mathbf{R}\bar{\mathbf{R}}^{-1}\right\} \end{aligned} \quad (8)$$

为了表达式的简洁, 这里使用标记 $\{\tau_k\}$ 表示 τ_k 序列, $\{\mathbf{z}_k\}$ 表示 \mathbf{z}_k 序列, $\text{etr}(\cdot)$ 表示矩阵迹的指数, 即 $\exp[\text{trace}(\cdot)]$, 符号 \propto 表示“正比于”, 即在后续分析中, 表达式去掉了某些常数项。对式(8)进行整理后, 可以得到

$$\begin{aligned} &f(\{\tau_k\}, \mathbf{R}, \mathbf{S} | \{\mathbf{z}_k\}) \\ &\propto \prod_{k=1}^K \exp\left(-\frac{\beta_k + \mathbf{z}_k^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z}_k}{\tau_k}\right) \frac{1}{\tau_k^{\alpha_k+N+1}} \|\mathbf{S}\|^{-(v+N+K)} \\ &\quad \cdot \text{etr}\left\{-(v-N)\mathbf{S}^{-1}\mathbf{R}\right\} \|\mathbf{R}\|^{u-N+v} \text{etr}\left\{-u\mathbf{R}\bar{\mathbf{R}}^{-1}\right\} \end{aligned} \quad (9)$$

由此可以得到 MMSE 的估计为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}}_{\text{mmse}} &= E(\mathbf{R} | \{\mathbf{z}_k\}) \\ &= \iint \mathbf{R} f(\{\tau_k\}, \mathbf{R}, \mathbf{S} | \{\mathbf{z}_k\}) d\{\tau_k\} d\mathbf{S} d\mathbf{R} \end{aligned} \quad (10)$$

利用式(10)进行计算显然极其复杂, 难以获得简洁的表达式。为此本文考虑采用 Gibbs 抽样的方法得到 MMSE 估计。

3.2 MMSE 估计

首先利用联合后验分布, 可以得到各个参数的条件后验分布。

$$\begin{aligned} &f(\{\tau_k\} | \mathbf{R}, \mathbf{S}, \{\mathbf{z}_k\}) \\ &\propto \prod_{k=1}^K \frac{1}{\tau_k^{\alpha_k+N+1}} \exp\left(-\frac{\beta_k + \mathbf{z}_k^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z}_k}{\tau_k}\right) \\ &\sim \prod_{k=1}^K \text{G}^{-1}(\alpha_k + N, \beta_k + \mathbf{z}_k^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z}_k) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} &f(\mathbf{S} | \mathbf{R}, \{\tau_k\}, \{\mathbf{z}_k\}) \\ &\propto \|\mathbf{S}\|^{-(v+N+K)} \text{etr}\left\{-(v-N)\mathbf{S}^{-1}\mathbf{R}\right\} \\ &\quad \cdot \prod_{k=1}^K \exp\left(-\frac{\mathbf{z}_k^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z}_k}{\tau_k}\right) \\ &\sim \text{CW}_N^{-1}\left((v-N)\mathbf{R} + \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H}{\tau_k}, v + K\right) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} &f(\mathbf{R} | \{\tau_k\}, \mathbf{S}, \{\mathbf{z}_k\}) \\ &\propto \|\mathbf{R}\|^{u-N+v} \text{etr}\left\{-(v-N)\mathbf{S}^{-1}\mathbf{R}\right\} \cdot \text{etr}\left\{-u\mathbf{R}\bar{\mathbf{R}}^{-1}\right\} \\ &\sim \text{CW}_N\left(u\bar{\mathbf{R}}^{-1} + (v-N)\mathbf{S}^{-1}\right)^{-1}, v + u \end{aligned} \quad (13)$$

利用 Gibbs 抽样的过程, 可以得到 MMSE 的估计。具体方法是给定初始值 $\mathbf{R}^{(0)}$ 和 $\mathbf{S}^{(0)}$, 利用式(11)可以得到随机变量序列 $\{\tau_k\}^{(1)}$; 利用 $\mathbf{R}^{(0)}$, $\{\tau_k\}^{(1)}$ 和式(12)可以得到 $\mathbf{S}^{(1)}$; 利用 $\{\tau_k\}^{(1)}$ 和 $\mathbf{S}^{(1)}$, 以及式(13)可以得到随机矩阵 $\mathbf{R}^{(1)}$ 。重复上述迭代过程, 就可以得到 $\mathbf{R}^{(n)}$ 序列, 那么可以得到 MMSE 的估计值^[8]:

$$\hat{\mathbf{R}}_{\text{mmse}} \approx \frac{1}{N_r} \sum_{n=N_{bi}+1}^{N_{bi}+N_r} \mathbf{R}^{(n)} \quad (14)$$

假定序列 $\mathbf{R}^{(n)}$ 从 $n = N_{bi}$ 之后开始收敛, 而 N_r 值的选取与计算量和估计质量有关。产生上述随机量需要产生 IG 分布, ICW 分布和 CW 分布。利用 IG 分布和 Gamma 分布的关系, 以及 ICW 分布与 CW 分布的关系, 可以利用 Gamma 分布随机变量产生方法和 CW 分布随机变量产生方法导出上述 Gibbs 抽样过程所需分布的随机量。

3.3 Gibbs 抽样收敛性判定

在上述计算过程中, 使用了所谓的 Gibbs 抽样过程。而要获得合理的估计值, 序列 $\mathbf{R}^{(n)}$ 必须是收敛的。判定序列 $\mathbf{R}^{(n)}$ 是否收敛的一个标志量就是势尺度因子(Potential Scale Factor, PSF), 通过计算序列的 PSF 的大小, 可以判定该序列是否收敛。具体计算方法是首先将 Gibbs 抽样过程重复 M 次, 每次可以获得长度为 N_r 的序列 $\mathbf{R}^{(n,m)}$, 其中 $1 \leq m \leq M, N_{bi} + 1 \leq n \leq N_r$ 。由此可以计算:

$$\mathbf{A}(m) = \frac{1}{N_r} \sum_{n=N_{bi}+1}^{N_{bi}+N_r} \mathbf{R}^{(m,n)}; \quad \mathbf{B} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{A}(m) \quad (15)$$

由式(15)可以计算矩阵序列 $\mathbf{R}^{(m,n)}$ 的第 p 行第 q 列元素序列间和序列内方差。

$$C_{pq} = \frac{N_r}{M-1} \sum_{m=1}^M |A_{pq}(m) - B_{pq}|^2 \quad (16)$$

$$D_{pq} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N_r-1} \sum_{n=N_{bi}+1}^{N_{bi}+N_r} |R_{pq}^{(m,n)} - A_{pq}(m)|^2 \quad (17)$$

从而可以确定矩阵序列各元素的 PSF 值:

$$\rho_{pq} = (N_r - 1)/N_r + (1/N_r)(C_{pq}/D_{pq}) \quad (18)$$

如果 $\sqrt{\rho_{pq}} < 1.2$, 则说明矩阵序列中该元素是收敛的^[7]。

4 检测性能分析

为了衡量 CCM 的估计效果, 考虑自适应 NMF (Adaptive Normalized Matched Filter, ANMF) 作为目标检测算法结构:

$$\frac{|z^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{p}|^2}{(\mathbf{v}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{v})(z^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} z)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma \quad (19)$$

其中 $\hat{\mathbf{R}}$ 采用本文给出的 MMSE 估计值, 门限 γ 由给定的虚警率设定。

作为对比分析, 本文还考虑两种已有的复合高斯杂波下协方差矩阵估计算法。首先是由文献[8]中给出的基于均匀场景中, 复合高斯模型杂波的信号检测算法, 其数据模型中假定 $\mathbf{S} = \mathbf{R} \sim \text{CW}_N^{-1}((v-N)\bar{\mathbf{R}}, v)$, 并利用 Gibbs 抽样得到 CCM 的 MMSE 估计。其次是文献[9]给出了渐进最大似然 (Approximate Maximum Likelihood, AML) 估计方法:

$$\hat{\mathbf{R}}_{\text{AML}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{N}{z_k^H \hat{\mathbf{R}}_{\text{AML}}^{-1} z_k} \right) z_k z_k^H \quad (20)$$

渐进最大似然估计是假定复合高斯模型中的纹理分量和散斑分量的协方差矩阵为未知的确定性参量, 该估计过程只能通过迭代的方式得到^[10], 通常迭代的次数为 2~3。

在进行计算机仿真杂波过程中, 利用式(3)-式(6)可以产生一个非均匀的复合高斯杂波序列, 然后利用式(11)-式(14)可以得到协方差矩阵的 MMSE 估计, 同时计算 PSF 的值, 判定 Gibbs 抽样过程是否收敛。将得到的协方差矩阵估计值代入到式(19)可以得到检验统计量。本文中的计算机仿真 $N_{bi} = 50$, $N_r = 100$ 。计算机仿真所设置的参数, $\bar{\mathbf{R}}_{pq} = r^{|p-q|}$, r 值越接近 1 表示杂波的相关性越强, 本文中设定 $N = 8$, $K = N$, $\alpha_0 = 10$, $\beta_0 = \alpha_0 - 1$, $\alpha_k = 4$,

$\beta_k = \alpha_k - 1$, $k = 1, \dots, K$, $u = 18$, $r = 0.99$ 。信噪比定义为

$$\text{SNR} = |b|^2 (\alpha_0/\beta_0) \mathbf{p}^H \bar{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{p} \quad (21)$$

其中 $\mathbf{p} = [1, e^{j2\pi f_d}, \dots, e^{j2\pi(N-1)f_d}]^T$, f_d 为目标的归一化 Doppler 频率。本文假定目标归一化 Doppler 频率为 0, b 即为目标的幅度。如果给定虚警率 0.01, 那么可以得到对应检测器的判决门限 γ 。

本文考虑了 4 种杂波协方差矩阵估计对检测器的影响。第 1 种是假定杂波协方差矩阵已知, 那么得到的检测器为 NMF。第 2 种杂波的协方差矩阵采用 AML 估计应用于 NMF 检测器中。第 3 种则是采用文献[8]给出了一种非高斯均匀 (Non-Gaussian Homogeneous, NGH) 场景的杂波协方差 MMSE 估计应用于 NMF 检测器中。第 4 种就是本文所给出的一种非高斯非均匀 (Non-Gaussian Non-Homogeneous, NGNH) 场景的杂波协方差矩阵 MMSE 估计应用于 NMF 检测器中。采用上述 4 种检测算法分别用 NMF, AML, NGH, NGNH 表示之。

首先分析了给定虚警率条件下, 不同的 v 值条件下的门限 γ 的变化关系, 一般而言, 门限越低, 对应的检测性能就越好。由前面的分析可以知道, v 值的大小代表了杂波场景的非均匀性, v 值越大, 场景越均匀。分析结果如图 1 所示。可以看出, 4 种检测算法对应的判决门限在不同的杂波场景参数条件下是不相同的。本文所给出 NGNH 检测算法判决门限几乎不受 v 值的影响, 具有恒虚警性质, 门限与 NMF 检测器判决门限非常接近。而 NGH 检测算法只有当 v 值较大的情况下, 才能获得与 NMF 较为接近的判决门限。这说明了本文所给出的算法在非高斯非均匀场景下具有较低的判决门限, 而在非高斯、均匀场景下也能够获得与 NGH 算法接近的判决门限。而 AML 检测算法的判决门限接近 1, 这是因为本文采用的参考数据个数 $K = N$, 杂波协方差矩阵采用最大似然估计的性能较差。

其次分析了 $v = 13$ 和 $v = 22$ 两种杂波场景参数条件下, 不同检测算法的性能对比。从前面的分析可知, 当 v 值较小时, 表示杂波场景的非均匀性增强, 采用 NGNH 检测算法能够获得较低的判决门限, 因此检测性能较 NGH 检测算法更好。从图 2(a) 可以看出, NGNH 检测算法检测性能优于 NGH 检测算法。当 v 值较大时, 表示杂波场景的均匀性增强, 那么 NGNH 检测算法判决门限与 NGH 检测算法判决门限相当, 从图 2(b) 可以看出, 两种算法的检测性能也是相当的。对于 NMF 检测算法, 由于假定其杂波协方差矩阵是已知的, 因此对应的检测性能也是最优的。对于 AML 检测算法, 由于假定了参考数据个数较少, 对应的检测性能是最差的。

还可以通过设置不同的 α_k 和 β_k 表示杂波幅度统计特性的非均匀性，可以得到类似的结果，限于篇幅，这里没有给出。

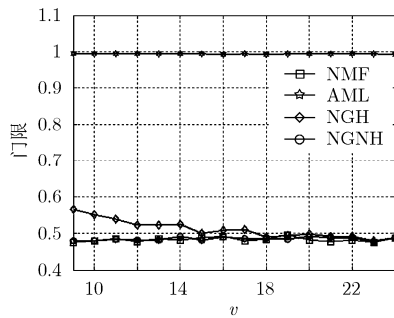


图 1 杂波场景非均匀性对门限的影响

5 结论

在噪声中检测感兴趣目标信号，对噪声的统计特性了解越多，检测性能就越好。本文给出了一种基于非均匀场景中非高斯杂波中的目标信号自适应检测的方法，其本质上就是对背景噪声的非高斯性

和非均匀性进行统计建模。计算机仿真结果表明，该算法能够在非均匀场景中，且参考数据数量较少时获得较好的检测性能。该算法可以应用于知识辅助的雷达信号检测问题，当场景非均匀性增强时，可以适当降低算法中的标量 v 的大小，提高检测算法在非均匀场景下的检测能力。当场景均匀性增强时，可以适当提高算法中的标量 v 的大小，其检测性能与均匀场景非高斯杂波下的检测算法性能相同。

在将上述算法应用于实际过程中，需要考虑到先验信息的获取，以及算法计算量的问题。先验信息的获取方式可以来自于其他的传感器，或来自于对场景的分析，而关键在于如果从获得的场景数据中得到检测算法所需的场景参数。而从本文所给出的 MMSE 估计虽然能够获得较好的检测性能，但运算量还是较大，主要集中在 Gibbs 抽样过程。这个问题可以通过优化程序结构，采用更大的存储器，提高运算效率。

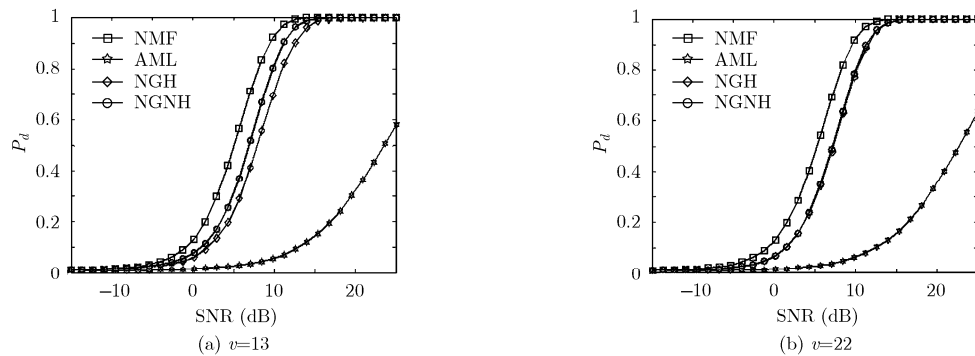


图 2 不同杂波场景中的检测算法的性能对比

参考文献

- [1] Kelly E J. An adaptive detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 1986, 20(1): 115-127.
- [2] Conte E, Maio A D, and Galdi C. Statistical analysis of real clutter at different range resolution[J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System*, 2004, 40(3): 903-918.
- [3] Moya J C, Menoyo J G, Campo A B D, et al. Statistical analysis of a high resolution sea clutter database[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(4): 2024-2037.
- [4] Ward K D, Tough R J A, and Watts S. Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance[M]. London: The Institution of Engineering and Technology, 2006, Chapter 4.
- [5] Conte E, Lops M, and Ricci G. Asymptotically optimum radar detection in compound-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 1995, 31(2): 617-625.
- [6] Maio A D, Farina A, and Foglia G. Knowledge-aided radar detector & their application to live data[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2010, 46(1): 170-183.
- [7] Bidon S, Besson O, and Toureret J Y. A Bayesian approach to adaptive detection in nonhomogeneous environments[J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2008, 56(1): 205-217.
- [8] Bandiera F, Besson O, and Ricci G. Knowledge-aided covariance matrix estimation and adaptive detection in compound Gaussian noise[J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5391-5396.
- [9] Pascal F, Chitour Y, Ovarlez J P, et al. Covariance structure maximum likelihood estimates in compound Gaussian noise: existence and algorithm analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(1): 34-47.
- [10] Pacal F, Foster P, Ovarlez J P, et al. Performance analysis of covariance matrix estimates in impulsive noise[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2206-2216.

谢洪森：男，1966年生，副教授、博士生，从事军事通信、导航系统理论、信息处理理论的研究。

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。