

非高斯杂波下知识辅助检测的认知方法

邹 鲲^{1,2}, 廖桂生¹, 李 军¹, 李 伟², 李天星³

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077;
3. 国家知识产权局专利局专利审查协作中心, 北京 100190)

摘要: 先验信息的使用是提高雷达目标检测性能的有效途径之一, 然而先验信息与当前探测环境的失配会严重影响检测到检测器的性能. 本文考虑逆伽马分布纹理、复合高斯杂波下的知识辅助检测算法, 推导了先验模型失配条件下(逆伽马分布参数失配)检测器的虚警率和 Swerling I 型目标的检测概率计算公式, 获得了检测性能与模型参数失配之间的量化关系. 利用两组不同参数的知识辅助检测器对当前杂波环境进行探测, 通过评估检测器的性能, 实现了当前杂波环境模型参数的估计. 计算机仿真和实测数据的分析结果表明, 采用认知方法的知识辅助检测器较常规检测器而言, 能够获得更好的检测性能.

关键词: 知识辅助检测器; 复合高斯; 逆伽马分布; 先验模型失配; 认知方法

中图分类号: TN957. 51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)06-1047-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.06.002

Cognitive Method for Knowledge Aided Detection in Non-Gaussian Clutter

ZOU Kun^{1,2}, LIAO Gui-sheng¹, LI Jun¹, LI Wei², LI Tian-xing³

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

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

(3. Patent Examination Cooperation Center of the Patent Office, SIPO, Beijing 100190, China)

Abstract: Prior information can be used to improve detection performance for knowledge aided detectors, but the detection performance may be affected by the mismatches between the prior information and current clutter environment. In this paper, the knowledge aided detector for compound Gaussian clutter with inverse gamma distribution texture is considered, and the formula of false alarm rate and probability of detection for Swerling I target of the detector are derived with prior model mismatches (mismatched parameters of inverse gamma distribution). The quantitative relationship between detection performance and mismatched prior model is obtained. Using two detectors with different parameters for the current clutter environment and assessing the detection performance, the parameters of current clutter environment can be estimated. The results of computer simulation and live data analysis show that, the knowledge aided detector with cognitive method can achieve better detection performance than conventional detectors.

Key words: knowledge aided detector; compound Gaussian; inverse gamma distribution; mismatched prior information; cognitive method

1 引言

先验信息的使用是提高雷达目标检测器性能的重要途径之一^[1], 也是贝叶斯统计理论的核心问题^[2], 基于贝叶斯框架下的雷达目标知识辅助检测方法获得了较多的重视^[3]. 对于高分辨率雷达目标探测, 杂波场景的非高斯性^[4]是影响常规雷达目标检测性能的重要因素^[5]之一, 将杂波非高斯性统计特性的先验信息应用于

检测器结构设计, 将有助于提高非高斯杂波中的目标检测性能^[6].

实测数据的统计分析表明, 非高斯杂波可以采用复合高斯分布模型描述^[7], 即表示为非负的随机变量(纹理分量)和一个复高斯分布随机矢量(散斑分量)的乘积, 两个分量统计独立, 且纹理分量统计分布决定了杂波的非高斯性^[8], 散斑分量协方差矩阵决定了杂波的相关特性. 基于复合高斯模型的雷达目标信号检测主要考

考虑杂波散斑分量协方差矩阵的估计^[9,10],以及杂波纹理分量的处理^[11].本文主要考虑贝叶斯框架下,杂波纹理分量的先验信息的使用.对于复合高斯分布,纹理分量的共轭先验分布是逆伽马分布.采用逆伽马分布作为杂波纹理分量的先验分布,不仅与实测数据的统计分析较为吻合^[12],而且可以获得形式较为简单的检测器结构^[13].针对逆伽马分布纹理的非高斯杂波下的知识辅助检测方法,近年来获得了较多的关注.Sangston 将匹配滤波器与动态门限结合,证明若采用逆伽马分布作为纹理分量先验分布,门限的结构是数据广义内积的线性函数^[5].邹鲲将基于逆伽马分布纹理的知识辅助检测器应用于海杂波中的目标探测,取得了较好的效果^[6].Bandiera 将逆伽马分布纹理的知识辅助检测器应用于分布目标的检测^[14],并研究了杂波协方差矩阵的知识辅助估计^[15].

上述知识辅助检测方法在实际应用过程中,都假定先验信息模型参数精确已知.先验信息的来源包括雷达对探测环境的历史数据的统计分析、其他传感器获取信息的处理结果等.若当前探测环境不能完全和历史环境一致,先验模型与当前探测环境模型之间存在差异,即存在先验模型的失配.先验模型的失配会导致雷达检测性能的降低.因此如何提高先验模型失配条件下的检测性能,是知识辅助检测问题中必须考虑的因素.本文作者在文献^[16]中尝试采用分层贝叶斯先验模型,将先验模型参数作为随机变量,且满足某种分布,基于分层贝叶斯先验模型的检测器结构中不包含先验模型参数,检测器对先验模型参数失配具有稳健性,但检测器结构较为复杂,且在先验模型匹配时,检测性能不如常规的知识辅助检测方法.

认知雷达^[17]的本质是通过与环境不断的交互而理解环境并适应环境的闭环雷达系统^[18].Guerci 给出了认知雷达中知识辅助处理器的结构^[19],并指出该处理器能够在探测目标的过程中,对杂波环境进行感知,从而改进信号处理方式方法,达到与当前探测环境相匹配,提高雷达在当前环境的工作性能.为此本文尝试将认知的概念与知识辅助检测结合,在贝叶斯框架下,建立先验模型失配与检测性能之间的量化关系,通过评估检测器在当前探测环境的检测性能,获得先验模型参数的感知.这种先验模型参数的感知方法是建立在检测性能评估的基础上实现的,不同于常规的基于杂波统计分析的参数估计方法.

2 复合高斯杂波下的知识辅助检测器

N 维复合高斯分布矢量 \mathbf{z} 可以表示为两个独立分量的乘积:

$$\mathbf{z} = \sqrt{\tau} \mathbf{n} \quad (1)$$

其中 N 维矢量 \mathbf{n} 称之为散斑分量,其满足零均值,正定 Hermitian 协方差矩阵 \mathbf{R} 的复高斯分布,即 $\mathbf{n} \sim CN(0, \mathbf{R})$.本文假定 \mathbf{R} 已知或可以估计获得.标量 τ 为非负的随机变量,称之为纹理分量,其概率密度函数为 $f_{\tau}(\tau)$.由此可以得到复合高斯分布矢量 \mathbf{z} 的概率密度函数:

$$f_{\mathbf{z}}(\mathbf{z}) = \pi^{-N} \|\mathbf{R}\|^{-1} \int_0^{\infty} \tau^{-N} \exp\left(-\frac{\mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}}{\tau}\right) f_{\tau}(\tau) d\tau \quad (2)$$

本文假定纹理分量满足逆伽马分布:

$$f_{\tau}(\tau; a, b) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \tau^{a-1} \exp\left(-\frac{b}{\tau}\right); \tau > 0 \quad (3)$$

逆伽马分布为双参数分布,包含有形状参数 a 和尺度参数 b .将式(3)代入式(2)可以得到:

$$f_{\mathbf{z}}(\mathbf{z}; a, b) = \frac{b^a \Gamma(N+a)}{\pi^N \|\mathbf{R}\| \Gamma(a)} (\mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} + b)^{-(N+a)} \quad (4)$$

可见,当纹理分量为逆伽马分布时,矢量 \mathbf{z} 满足自由度为 a 的复 t 分布^[8].若杂波中可能存在幅度未知、导向矢量为 \mathbf{v} 的有用信号,可以得到似然比检验^[3]:

$$\frac{\mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} + b}{\mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} - \frac{|\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}|^2}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} + b} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\leq}} T_{N+a}^{-1} \quad (5)$$

T 为判决门限,与设定的虚警率 P_0 有关.假定杂波纹理分量分布满足逆伽马分布,形状参数为 p ,尺度参数为 q .由的推导过程可以得到虚警率:

$$\begin{aligned} P_{fa} &= h(P_0, (a, b), (p, q)) \\ &= P_{\delta^{N+a-1}} \left(\frac{b}{q} \left(P_0^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1 \right) + 1 \right)^{-p} \end{aligned} \quad (6)$$

考虑 Swerling I 型目标,由的推导过程可以得到检测概率:

$$P_d = g(\xi, P_0, (a, b), (p, q)) = \frac{q^p}{\Gamma(p)} \int_0^{\infty} \frac{\mu^{N-1}}{\tau^{N+p}} \exp\left(-\frac{q}{\tau} - \frac{\eta b}{\tau + \xi}\right) d\tau \quad (7)$$

其中参数 ξ, η, μ 的定义参见附录.可以看出,检测性能包含了杂波场景模型参数 (p, q) 的信息,因此可以通过评估检测器性能获得杂波场景模型参数的估计.

3 知识辅助检测的稳健性分析

在实际应用知识辅助检测器式(5)过程中,杂波场景模型参数 (p, q) 是未知的、给定的,而先验模型参数 (a, b) 是已知的,且可以改变的.若 $(a, b) \neq (p, q)$,即存在先验模型参数的失配.从式(6)和式(7)可以看出,参数的失配与检测性能密切相关,若令:

$$P_{fa}(P_0, (a, b), (p, q)) = P_0 \quad (8)$$

$$P_d(\xi, P_0, (a, b), (p, q)) = Q_0 \quad (9)$$

其中 Q_0 是先验模型匹配时的检测概率,其定义见

(B8),可以得到检测器参数 (a, b) 需满足的两个约束关系,利用式(8)可以得到检测器参数 (a, b) 约束关系的闭合形式解:

$$b = \frac{q}{\eta} \left[\exp\left(-\frac{a \ln P_0}{p(N+a-1)} \right) - 1 \right] \quad (10)$$

若 (a, b) 满足式(10)给出的约束关系,对于参数为 (p, q) 的杂波场景探测的虚警率将始终为 P_0 . 约束关系式(9)没有闭合形式解,若 (a, b) 满足式(9)给出的约束关系,对于模型参数为 (p, q) 的杂波场景中,目标参数为 ξ 的 Swerling I 型目标的检测概率始终为 Q_0 . 因此有必要分析 (a, b) 取哪些值的时候,即使 $(a, b) \neq (p, q)$,检测性能仍是稳健的,即虚警率与检测概率分别在 P_0, Q_0 附近. 在计算机仿真分析中,假定 $(p, q) = (10, 10), P_0 = 10^{-4}, \xi = 15\text{dB}, N = 8$. 图 1 给出了约束关系式(10)和式(9)条件下, (a, b) 满足的关系曲线. 可以看出两条曲线并不重合,而是相切于点 $(a, b) = (p, q) = (10, 10)$. 当 (a, b) 位于两条曲线的左上方时,检测概率高于 Q_0 , 但虚警率也高于 P_0 . 同理,当 (a, b) 位于两条曲线的右下方时,虚警率低于 P_0 , 但检测概率也低于 Q_0 . 也就是说,若 $(a, b) \neq (p, q)$, 必然导致检测性能的下降,即检测概率低于 Q_0 或虚警率高于 P_0 .

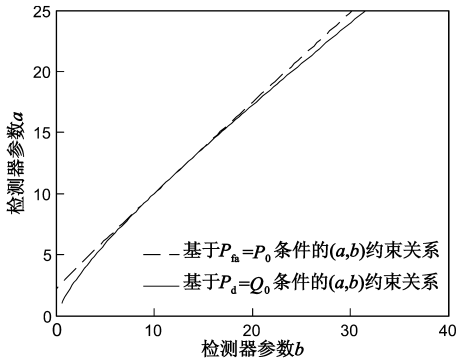


图1 约束条件下的检测器参数

图 1 中两条曲线虽然相切于某个点,但还存在“几乎”重合的区域,在这个区域上的任意选择 (a, b) , 其检测性能与匹配时的检测性能相当. 为此分析满足某一个约束条件时的检测性能. 图 2(a) 给出了满足约束条件式(10)时, (a, b) 所满足的关系曲线,若 (a, b) 在这条曲线上取值,对模型参数为 (p, q) 的杂波场景中参数为 ξ 的 Swerling I 型目标探测,获得的检测概率始终不高于 Q_0 . 但 $8 \leq a \leq 15$ 时, b 满足约束关系式(10),检测概率 P_d 略低于 Q_0 . 图 2(b) 给出了满足约束条件式(9)时, (a, b) 所满足的关系曲线,若 (a, b) 在这条曲线上取值,对模型参数为 (p, q) 的杂波场景探测的虚警率 P_{fa} 始终不低于 P_0 , 但 $8 \leq a \leq 15$ 时, b 满足约束关系式(9),虚警率 P_{fa} 略高于 P_0 . 因此只要 $8 \leq a \leq 15$, 检测器参数 b 满足上述约束条件,检测器性能与匹配时的检测性能相当.

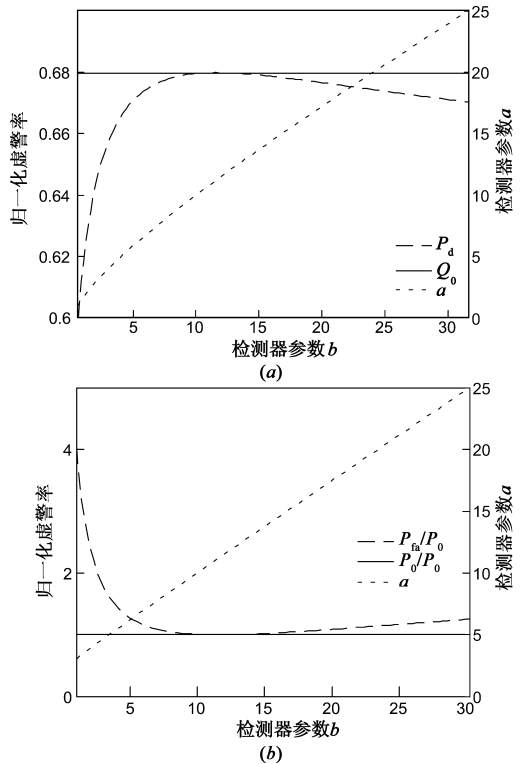


图2 满足某一约束条件下的检测性能

4 逆伽马分布参数的感知

通过前面的分析可以得出,从评估检测器的检测性能是能够获得先验模型失配的信息,实现杂波场景模型参数感知. 现以约束条件式(8)为例,说明该方法的可行性. 选择 K 组先验模型参数 (a_k, b_k) , 其中 $k = 1, 2, \dots, K$. 若先验模型参数选择为 (a_k, b_k) , 构造的检测器对模型参数为 $(p, q) = (p_0, q_0)$ 的杂波场景进行探测,可以获得虚警率 P_{fak} 的估值,其理论值满足:

$$P_{\text{fak}} = P_0^{\frac{N-1}{N+a_k-1}} \left(\frac{b_k}{q_0} \left(P_0^{-\frac{1}{N+a_k-1}} - 1 \right) + 1 \right)^{-P_0}, k = 1, \dots, K \quad (11)$$

利用约束条件式(8)可以得到 (p, q) 的约束关系:

$$p = f_k(q) = \frac{N-1}{N+a_k-1} \frac{\ln P_0 - \ln P_{\text{fak}}}{\ln \left(\frac{b_k}{q} \left(P_0^{-\frac{1}{N+a_k-1}} - 1 \right) + 1 \right)}, k = 1, 2, \dots, K \quad (12)$$

对于逆伽马分布,其只包含 2 个参数,因此从原理上只需令 $K = 2$, 利用两个非线性方程求解,可以得到 (p_0, q_0) 的值. 图 3(a) 给出了 4 种 (a, b) 参数条件下,利用式(11)、式(12)得到 (p, q) 约束关系曲线,可以发现这些曲线全部相交于一点,即 $(p_0, q_0) = (10, 10)$. 在实际应用过程中,通过估计虚警率 P_{fak} , 利用式(12)求解 K 个非线性方程,就可以估计杂波场景模型参数,其中 K 的

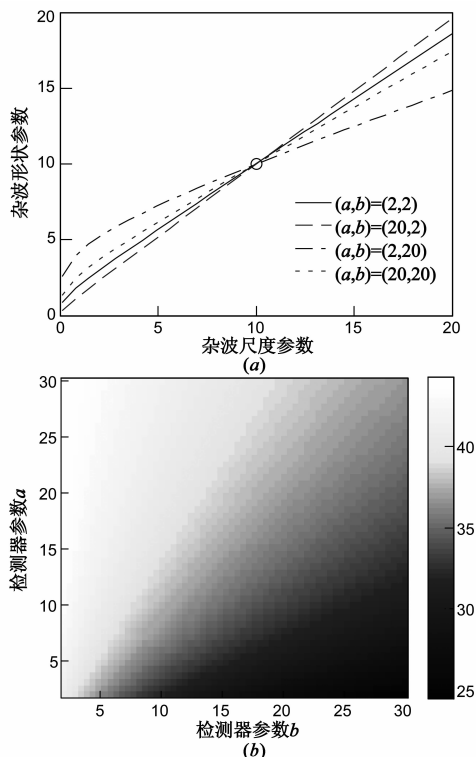


图3 杂波场景模型参数感知

选择必须不少于模型参数的个数。

上述过程都是理论上的分析结论,在实际应用过程中,还存在一些问题需要讨论.首先 K 个方程组式(12)是高度非线性的,必须采用数值计算,而数值计算的精度与两条曲线相交的夹角密切相关.若夹角太小,以至于两条曲线几乎重合,曲线交点位置就难以精确获得.为此可以计算式(12)中, (p, q) 约束关系所满足的曲线在 (p_0, q_0) 的斜率:

$$f'_k(q) = \frac{p_0}{q_0} \left(1 - \frac{1}{\psi_k} \right) \frac{1}{\ln \psi_k} \quad (13)$$

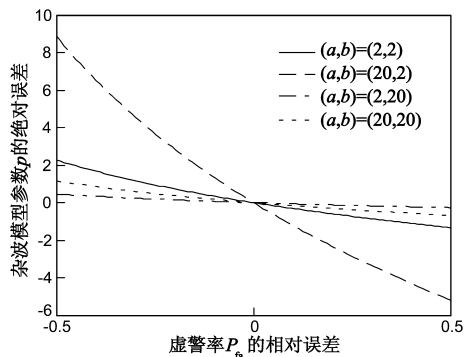
其中:

$$\psi_k = \frac{b_k}{q_0} \left(P_0^{-\frac{1}{N+a_k-1}} - 1 \right) + 1 \quad (14)$$

图3(b)给出了选择不同的检测器参数 (a, b) , 获得的 (p, q) 约束关系在 $(p_0, q_0) = (10, 10)$ 处的倾角(度).可以看出在 $(p_0, q_0) = (10, 10)$ 处斜率均为正值,倾角度数在 $24^\circ \sim 44^\circ$ 范围内.且 (a, b) 差异较大时,倾角偏小或偏大.对于非线性方程组式(12), (p, q) 约束关系在 $(p_0, q_0) = (10, 10)$ 处的彼此倾角之差越大,数值误差越小.因此在选择 (a_k, b_k) 参数时,更倾向于选择两参数差异较大的值.这一结论也可以从图3(a)看出,若选择 $(a, b) = (20, 2)$ 和 $(2, 20)$, 对应的曲线夹角最大.

P_{fak} 是通过检测器的性能评估获得的,其必然存在一定的误差,这种误差也会对感知的结果产生影响.

假定虚警率测量值为 $P_{\text{fak}m}$, 其与虚警率真实值 P_{fak} 以及相对误差 e 之间的关系为 $P_{\text{fak}m} = P_{\text{fak}} \times (1 + e)$. 由此可以分析相对误差 e 对杂波模型参数 p 的感知的影响,如图4所示.对照图3可以看出,在 $(p_0, q_0) = (10, 10)$ 斜率越大,测量误差对感知值的影响也就越大.

图4 P_{fak} 的相对误差对杂波模型参数感知的影响

通过上述分析可以看出,降低数值计算误差和降低感知误差之间存在矛盾.若要降低求解非线性方程组式(12)的数值误差,应该选择在交点处斜率相差较大的参数组 (a_k, b_k) , 但在交点处斜率越大,感知值对检测性能测量值的误差越敏感.

5 仿真分析

在这一部分,首先利用计算机仿真的方法对上述感知过程进行验证.在计算机仿真中,主要目的是分析杂波模型参数感知值的分布情况.仿真参数设定为: $N = 8$, $P_0 = 10^{-6}$, 杂波场景参数设定为 $(p_0, q_0) = (10, 10)$. 分别采用两组知识辅助检测器对该场景进行探测,获得虚警率测量值后,通过求解非线性方程组式(12)获得杂波场景模型参数感知值.由于虚警率是测量得到的,为此假定相对测量误差 e 是标准差为 0.1, 均值为零的正态分布随机变量.采用 50 次独立仿真,可以获得感知值在 (p, q) 平面上的分布情况,如图5所示,并将图1中的约束条件也标注在图中.

利用前面的感知方法,从图5可以看出,感知值基本上分布在 $(p, q) = (10, 10)$ 附近,但分布的聚集程度不一样.其中图5(a)采用的检测器参数 $(a_1, b_1) = (2, 20)$, $(a_2, b_2) = (20, 2)$, 图5(b)采用的检测器参数 $(a_1, b_1) = (2, 20)$, $(a_2, b_2) = (2, 2)$. 利用第4节的分析结论可知,若采用 $(a_2, b_2) = (20, 2)$, 其在 $(p_0, q_0) = (10, 10)$ 处的斜率较大,那么相对误差对感知值的影响也就越大.由此可以看出图5(a)中的感知值的分布偏差较大,而图5(b)中的感知值较为集中在 $(p_0, q_0) = (10, 10)$ 附近.

再利用实测数据检验本文给出的感知方法.本文所采用的数据来自加拿大的 McMaster 大学自适应系统

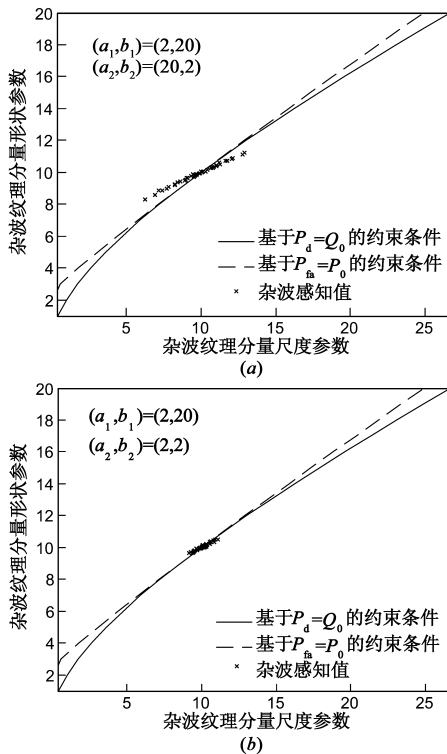


图5 杂波场景模型参数感知值的分布情况

实验室的 IPIX 雷达实测数据^[6]. 数据采集时间为 1998 年冬季, 采集地点为 Grimsby, 位于多伦多与 Niagara 瀑布之间的安大略湖岸边. 网站 <http://soma.mcmaster.ca/> 对 IPIX 雷达参数及其数据有较为详细的说明. 而本文需要强调的是 IPIX 雷达工作于 9.39GHz, 脉冲重复频率为 2kHz, 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 1kHz. 雷达波束的入射余角为 0.9° . 为了衡量检测器的性能, 本文选择了两种距离分辨率实测数据用于分析. 数据文件名称为 19980223_170435_ANTISTEP, 对应的距离分辨率为 15m, 数据文件名称为 19980223_171533_ANTISTEP, 对应的距离分辨率为 3m. 该数据包括 34 个距离单元和 60000

个脉冲, 以及 4 种极化组合方式, 在分析中选择 HH, HV 和 VV 极化方式的数据. 选择第 17 个距离单元作为待检测单元, 附近的 16 个距离单元作为参考数据, 待检测单元杂波协方差矩阵采用渐进最大似然估计方法^[6].

作为对比分析, 知识辅助检测器式(5)的参数分别选用本文给出的感知值, 以及杂波纹理分量的最大似然(Maximum Likelihood, ML)估计值^[12]. 同时还考虑自适应相关估计器(Adaptive coherent estimator, ACE). 如果将杂波纹理分量作为未知的、确定性参量, 其似然比检验结构就是 ACE. 若采用无信息先验作为杂波纹理分量的先验分布, 得到的检测器结构也是 ACE^[16], 从这个角度来看, ACE 也是一种没有使用先验信息的知识辅助检测器.

基于实测数据的仿真参数和部分结果如表 1 所示, 其他参数设定为: $N = 8$, $P_0 = 10^{-3}$. 首先选择检测器参数 (a_k, b_k) , 利用前面的感知方法, 可以获得杂波纹理分量分布参数 (p, q) 的感知值. 利用文献[12]给出的方法, 获得杂波纹理分量分布参数 (p, q) ML 估计值. 将这些参数应用于知识辅助检测器, 可以获得当前场景的虚警率. 从表 1 可以看出, 采用感知值作为参数的知识辅助检测器, 其虚警率更低一些. 但都要比标称值 P_0 高, 这是因为实测数据的纹理分量统计模型与逆伽马分布模型不可能完全一致.

为了对比知识辅助检测器对目标的探测能力, 首先调整门限, 使得检测器在杂波中的虚警率统一为 P_0 . 在杂波中注入目标信号, 分析不同信杂比条件下的检测概率. 图 6 给出了两组数据的 VV 极化方式下的检测性能对比. 由于 ACE 没有使用任何杂波纹理分量的先验信息, 其检测性能比知识辅助检测器要差. 其次利用感知方法获得的检测器参数, 可以使得知识辅助检测器获得更好的探测性能. 其他极化方式下的检测性能对比分析结果类似, 限于篇幅从略.

表 1 实测数据的计算参数

数据名称	19980223_170435_ANTISTEP			19980223_171533_ANTISTEP		
	HH	HV	VV	HH	HV	VV
(a_1, b_1)	(10, 10)	(10, 10)	(10, 10)	(10, 10)	(10, 10)	(10, 10)
(a_2, b_2)	(15, 10)	(15, 10)	(15, 10)	(15, 10)	(15, 10)	(3, 20)
(p, q) 的感知值	(1.19, 1.45)	(0.71, 1.12)	(1.44, 4.24)	(2.33, 3.69)	(0.15, 4.85)	(1.56, 1.58)
(p, q) 的 ML 估计	(0.99, 0.26)	(1.20, 0.47)	(1.56, 0.73)	(1.18, 0.26)	(1.72, 1.28)	(1.69, 0.23)
P_{fa} (感知方法)	0.0091	0.01	0.0033	0.0037	0.0035	0.0033
P_{fa} (ML 估计)	0.1075	0.0518	0.0367	0.1523	0.0229	0.2856

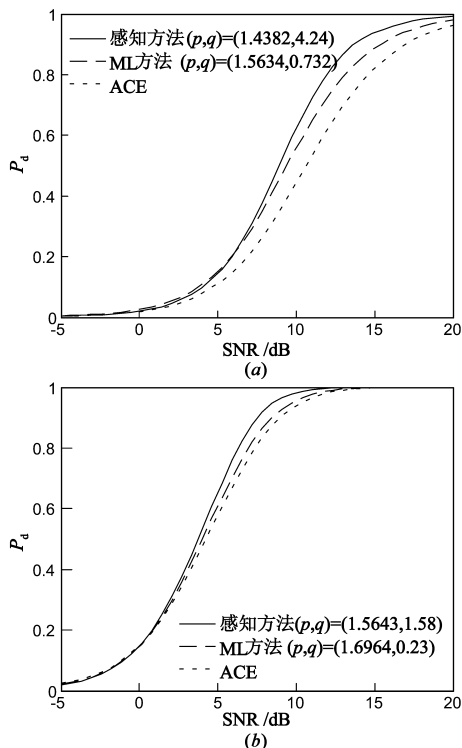


图6 检测性能对比

6 结论

先验信息的合理使用是提高雷达探测能力的有效途径之一,但先验信息与当前探测环境的不匹配会影响知识辅助检测器的性能.本文首先给出了知识辅助检测器在先验模型参数失配条件下的检测性能,提出了基于虚警率测量值获得杂波场景模型参数的方法,并对感知过程中的数值计算误差、虚警率测量误差的影响进行了分析.计算机仿真分析验证了感知方法的可行性,实测数据的应用表明,利用感知方法获得的杂波场景模型参数应用于知识辅助检测时,更有利于提高知识辅助检测检测器的探测能力.

需要指出的是,本文是基于检测器在杂波场景中的虚警率估计,实现模型参数的感知.而虚警率的计算往往需要大量的统计数据.本文给出的方法并不要求将感知过程中设定的虚警率 P_0 与实际检测过程中的虚警率 P_0 设置为相同值,因此在感知过程中,可以将 P_0 值设置大一些,如 10^{-3} ,同样也可以获得场景模型参数的感知.其次感知过程还可以采用式(9)来实现,即在场景中注入 Swerling I型目标,估计目标的检测概率实现对杂波场景模型参数的感知,估计检测概率所需的统计样本数将更少,但缺点是计算过程缺少闭合形式的解,需求助于数值积分等,计算复杂度较高.最后,本文假定杂波纹理分量先验模型为逆伽马分布,而先验

模型的感知更具有吸引力,这将是下一步研究的方向.

附录1 逆伽马分布参数失配时的检测器虚警率计算

若定义: $\mathbf{z}_w = \mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{z}$, $\mathbf{v}_w = \mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{v}$, 并构造酉矩阵 \mathbf{U} , 使得 $\mathbf{U}\mathbf{v}_w = \mathbf{e}_1$, 其中 \mathbf{e}_1 是 N 维单位矢量, 其首个元素为 1, 其余元素为 0. 再定义: $\mathbf{U}\mathbf{z}_w = \mathbf{t} = [t_1; \mathbf{t}_2]$, 其中 \mathbf{t}_2 是 $N-1$ 维矢量. 接收信号经过白化和旋转之后, 在 H_0 假设条件下, 显然有:

$$E[\mathbf{t}\mathbf{t}^H] = E[\mathbf{U}\mathbf{z}_w\mathbf{z}_w^H\mathbf{U}^H] = \mathbf{U}\mathbf{R}^{-1/2}E[\mathbf{z}\mathbf{z}^H]\mathbf{R}^{-1/2}\mathbf{U}^H = \tau\mathbf{I} \quad (A1)$$

其中矩阵 \mathbf{I} 为 $N \times N$ 单位矩阵. 由此可见, $\mathbf{t} \sim CN_N(\mathbf{0}, \tau\mathbf{I})$, 因此变量 t_1 和矢量 \mathbf{t}_2 是统计独立的. 那么 H_0 假设下的似然比式(5)可以表示为:

$$|t_1|^2 \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\leq}} \left(\frac{1}{TN+a} - 1 \right) (\|\mathbf{t}_2\|^2 + b) \triangleq T_0 \quad (A2)$$

进一步定义 $w = |t_1|^2$, $v = \|\mathbf{t}_2\|^2$, 那么可以得到变量 w 满足指数分布:

$$f_W(w; \tau) = \frac{1}{\tau} \exp\left(-\frac{w}{\tau}\right) \quad (A3)$$

而变量 v 以 τ 为条件, 满足 $2(N-1)$ 自由度的 χ^2 分布:

$$f_V(v; \tau) = \frac{1}{\tau^{N-1} \Gamma(N-1)} v^{N-2} \exp\left(-\frac{v}{\tau}\right) \quad (A4)$$

利用上述结论, 可以得到条件虚警率:

$$P_{fa}((a, b); \tau, v) = \int_{T_0}^{\infty} f_W(w; \tau) dw = \exp\left(-\frac{T_0}{\tau}\right) \quad (A5)$$

其中门限 T_0 的定义见公式(A2), 与参数 (a, b) 有关. 考虑先验模型失配时的虚警率, 即假定实际杂波纹理分布参数为 (p, q) , 则利用式(3)和式(A4), 经过简单推导可以得到:

$$\begin{aligned} P_{fa}((a, b), (p, q), T) &= \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} P_{fa}((a, b); \tau, v) f_V(v; \tau) f_{\tau}(\tau; p, q) d\tau dv \\ &= T^{-\frac{N-1}{N+a}} \left(\frac{b}{q} T^{\frac{1}{N+a}} + 1 - \frac{b}{q} \right)^{-p} \end{aligned} \quad (A6)$$

如果假定 $a = p, b = q$, 即先验模型不存在失配, 那么可以得到先验模型匹配时的虚警率^[5]:

$$P_0 \triangleq P_{fa}((a, b), (p = a, q = b), T) = T^{-\frac{N+a-1}{N+a}} \quad (A7)$$

在检测器设计阶段, 通常指定 P_0 , 由式(A7)得到门限 T . 利用门限和虚警率的关系, (A6)可以得到:

$$\begin{aligned} P_{fa}(P_0, (a, b), (p, q)) &= P_0^{\frac{N-1}{N+a-1}} \left(\frac{b}{q} \left(P_0^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1 \right) + 1 \right)^{-p} \end{aligned} \quad (A8)$$

可见,在先验模型失配条件下,检测器的虚警率除了与设定的虚警率标称值 P_0 有关,还与先验模型参数 (a, b) 和杂波场景模型参数 (p, q) 有关。

附录 2 逆伽马分布参数失配时的检测器检测概率计算

检测概率与目标类型有关,考虑到计算的复杂性,本文仅考虑 Swerling I 型目标的检测概率.则变量 w 的概率密度函数:

$$f_w(w; \tau; \xi) = \frac{1}{\tau + \xi} \exp\left(-\frac{w}{\tau + \xi}\right) \quad (B1)$$

其中 $\xi = E[|\mu|^2] \mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}$. 由此可以得到条件检测概率:

$$P_d(\xi, P_0, (a, b); \tau, v) = \int_{T_0}^{\infty} f_w(w; \tau; \xi) dw = \exp\left(-\frac{T_0}{\tau + \xi}\right) \quad (B2)$$

如果考虑杂波纹理分量参数为 (p, q) , 则可以得到检测概率:

$$\begin{aligned} P_d(\xi, P_0, (a, b), (p, q)) &= \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} P_d(\xi, P_0, (a, b); \tau, v) \\ &\quad \cdot f_V(v; \tau) f_{\tau}(\tau; p, q) d\tau dv \\ &= \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} \frac{q^p v^{N-2}}{\tau^{N+p} \Gamma(p) \Gamma(N-1)} \\ &\quad \cdot \exp\left(-\frac{\eta(v+b)}{\tau+\xi} - \frac{v+q}{\tau}\right) d\tau dv \end{aligned} \quad (B3)$$

其中:

$$\eta = (P_0^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1) \quad (B4)$$

再定义:

$$\frac{1}{\mu} = \frac{\eta}{\tau + \xi} + \frac{1}{\tau} \quad (B5)$$

可以得到:

$$\begin{aligned} P_d(\xi, P_0, (a, b), (p, q)) &= \frac{q^p}{\Gamma(p) \Gamma(N-1)} \int_0^{\infty} \frac{1}{\tau^{N+p}} \exp\left(-\frac{q}{\tau} - \frac{\eta b}{\tau + \xi}\right) \\ &\quad \cdot \int_0^{\infty} v^{N-2} \exp\left(-\frac{v}{\mu}\right) d\tau dv \end{aligned} \quad (B6)$$

利用式(A4)可以得到

$$\begin{aligned} P_d(\xi, P_0, (a, b), (p, q)) &= \frac{q^p}{\Gamma(p)} \int_0^{\infty} \frac{\mu^{N-1}}{\tau^{N+p}} \exp\left(-\frac{q}{\tau} - \frac{\eta b}{\tau + \xi}\right) d\tau \end{aligned} \quad (B7)$$

还可以得到先验模型与探测环境匹配时的检测概率:

$$\begin{aligned} Q_0 &\triangleq P_d(\xi, P_0, (a, b), (p = a, q = b)) \\ &= \frac{b^a}{\Gamma(a)} \int_0^{\infty} \frac{\mu^{N-1}}{\tau^{N+a}} \exp\left(-\frac{b}{\mu}\right) d\tau \end{aligned} \quad (B8)$$

可以看出,一般而言, $\xi \neq 0$ 时检测概率没有闭合形式的解,且需要在 $(0, \infty)$ 的范围内数值积分,不过由于被积函数是有限支撑的,可以在较小区域内积分能获得较好的精度.还容易验证:

$$\begin{aligned} P_d(\xi = 0, P_0, (a, b), (p, q)) \\ = P_{fa}(P_0, (a, b), (p, q)) \end{aligned} \quad (B9)$$

参考文献

- [1] Y Wu, J Tang, Y Peng. On the essence of knowledge aided clutter covariance estimate and its convergence [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1): 569 - 585.
- [2] J O Berger. Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis [M]. Second Edition. New York: Springer, 1985. 118 - 286.
- [3] F Gini, M Rangaswamy. Knowledge-Based Radar Detection, Tracking, and Classification [M]. New York: John Wiley & Sons Inc, 2008. 103 - 128.
- [4] J C Moya, A D Maio. Experimental performance analysis of distributed targets coherent radar detector [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2216 - 2238.
- [5] K J Sangston, F Gini, M S Greco. Coherent radar target detection in heavy-tailed compound Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 64 - 77.
- [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. (in Chinese)
- [7] J Carretero-Moya, J G Menoyo, A A Lopze. Small target detection in high resolution heterogeneous sea clutter: An empirical analysis [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 1880 - 1888.
- [8] E Ollila, D E Tyler, V Koivunen, et al. Compound Gaussian clutter modeling with an inverse Gaussian texture distribution [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(12): 876 - 879.
- [9] He You, Jian Tao, Su Feng, et al. Novel range-spread target detectors in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(3): 1312 - 1328.
- [10] Jian Tao, He You, Su Feng, et al. Adaptive detection of sparsely distributed target in non-Gaussian clutter radar [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(7): 780 - 787.
- [11] M E M Abdelaziz, T Chonavel, A Aissa-El-Bey, et al. Sea clutter texture estimation: exploiting decorrelation and cyclostationarity [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2013, 49(2): 726 - 742.
- [12] A Balleri, A Nehorai, J Wang. Maximum likelihood estimation

for compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 775 - 779.

- [13] X Shang, H Song. Radar detection based on compound Gaussian model with inverse gamma texture [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(3): 315 - 321.
- [14] F Bandiera, O Besson, G Ricci. Adaptive detection of distributed targets in compound-Gaussian noise without secondary data: a Bayesian approach [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(12): 5698 - 5708.
- [15] F Bandiera, O Besson, G Ricci. Knowledge-aided covariance matrix estimation and adaptive detection in compound Gaussian Noise [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5390 - 5396.
- [16] 邹鲲, 廖桂生, 李军, 等. 基于 Bayes 框架的复合高斯杂波下稳健检测 [J]. 电子与信息学报, 2013, 35(7): 1555 - 1561.
Zou Kun, Liao Guisheng, Li Jun, et al. Robust detection in compound Gaussian clutter based on Bayes framework [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(7): 1555 - 1561. (in Chinese)
- [17] S Haykin. Cognitive Dynamic Systems, Perception-Action Cycle Radar, and Radio [M]. UK: Cambridge University Press, 2012. 101 - 211.
- [18] 黎湘, 范梅梅. 认知雷达及其关键技术研究进展 [J]. 电子学报, 2012, 40(9): 1863 - 1870.
Li Xiang, Fan Mei-mei, Research advance on cognitive radar and its key technology [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(9): 1863 - 1870. (in Chinese)

- [19] J R Guerci. Cognitive Radar, the Knowledge-aided Fully Adaptive Approach [M]. London, UK: Artech House, 2010, 65 - 88.

作者简介



邹 鲲(通信作者) 男, 1976 年 10 月生于湖北黄冈. 西安电子科技大学电子工程学院博士后. 研究方向为雷达信号处理、统计信号处理、复杂电磁环境下的目标探测等.

E-mail: wyyxzk@163.com



廖桂生 男, 1963 年 6 月生于广西桂林. 现为西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, IEEE 会员. 主持和承担了国防 973 项课题、国家“863”高技术项目、国防科技预研、国家自然科学基金等科研任务, 其中获省部级科技进步奖一等奖 1 项、二等奖 2 项、三等奖 1 项. 1999 年获教育部跨世纪优秀人才基金, 2004 年入选国家人事部颁发的首批“新世纪百千万人才工程国家级人选”, 2008 年获国家杰出青年科学基金. 在国内外发表学术论文 160 余篇. 现主要从事雷达探测系统信号处理、包括空时自适应处理, 天基预警和阵列信号处理等研究领域.



李 军 男, 1972 年生, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为阵列信号处理, MIMO 雷达信号处理等.

E-mail: junli01@mail.xidian.edu.cn