论 文

复合高斯杂波中知识辅助检测器的先验信息感知方法

邹鲲^{①②*}, 廖桂生^①, 李军^①^① 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

* 通信作者. E-mail: wyxyzk@163.com

收稿日期: 2013-07-31; 接受日期: 2014-01-03

中国博士后科学基金 (批准号: 2012M521744) 和国家自然科学基金 (批准号: 61271292) 资助项目

摘要 利用先验信息可以提高雷达目标的探测能力, 若先验信息与当前探测环境不匹配, 知识辅助检测器的性能会受到影响. 本文针对 Bayes 框架下的复合高斯杂波中的知识辅助检测器, 提出了杂波纹理分量先验分布参数的感知方法. 首先阐述了知识辅助检测器先验信息感知的一般方法. 然后针对基于杂波纹理分量先验信息的知识辅助检测器结构, 建立了先验模型参数失配与知识辅助检测器检测性能之间的量化关系. 进一步利用知识辅助检测器对当前杂波场景进行探测, 获得检验统计量和虚警率测量值, 从而构造纹理分量分布参数的约束关系. 通过分析多个约束关系的交点, 获得杂波纹理分量先验分布参数的感知值. 计算机仿真分析了这种感知方法的可行性, 并利用实测杂波数据对感知方法进行了验证. 通过知识辅助检测器检测性能对比分析, 采用感知方法获得的先验信息模型参数能够进一步提高检测器的性能.

关键词 认知雷达 Bayes 方法 知识辅助检测 复合高斯杂波 纹理分量

1 引言

自认知雷达的概念提出以来^[1], 针对认知雷达的相关研究逐渐引起了人们的注意. 黎湘等^[2]指出, 认知雷达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. Guerci^[3]给出了认知雷达中的知识辅助处理器的结构, 并指出该知识辅助处理器能够在探测目标的过程中, 对探测环境进行感知, 改进信号处理方式方法, 达到与当前探测环境相匹配, 从而提高雷达在当前环境的工作性能^[4]. 对于雷达目标探测而言, 知识辅助检测方法依赖于先验信息, 而先验信息的使用是 Bayes 统计分析的核心内容^[5]. 基于 Bayes 框架下的雷达目标知识辅助检测方法获得了较多的重视^[6].

探测环境的先验信息合理使用有助于提高杂波中感兴趣目标的探测能力. 高分辨率雷达的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]. 复合高斯模型可以表示为纹理分量和散斑分量的乘积, 其中纹理分量统计特性决定了杂波的非高斯性^[8]. 利用纹理分量的先验信息可以提高雷达在非高斯杂波下的检测性能^[9]. 采用逆伽马分布作为杂波纹理分量的先验分布, 一方面与实测数据的统计分析较为吻合^[10], 另一方面对于复合高斯分布, 纹理分量的共轭先验分布是逆伽马分

引用格式: 邹鲲, 廖桂生, 李军. 复合高斯杂波中知识辅助检测器的先验信息感知方法. 中国科学: 信息科学, 2014, 44: 993–1003, doi: 10.1360/N112013-00116

布, 获得的检测器结构较为简单^[11]. 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 等^[12]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. 邹鲲等^[13]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. Bandiera 等^[14]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、并研究了非均匀环境下的知识辅助检测问题^[15].

目前针对知识辅助检测的研究中, 都是假定先验信息模型参数完全已知, 并与当前探测环境匹配. 然而在实际过程中, 必须考虑先验信息失配对知识辅助检测器性能的影响. 先验信息的获取途径来自对历史环境的分析, 并在知识辅助检测器设计阶段就确定下来的^[16]. 若先验信息与当前环境不匹配, 知识辅助检测器的性能会下降 (检测概率偏低、虚警率偏高)^[17]. 为此本文尝试在 Bayes 框架下, 将认知的概念与知识辅助检测相结合, 通过对当前环境的感知, 修正或优化先验模型, 使得知识辅助检测器的先验信息与当前环境匹配, 从而提高感兴趣目标的探测能力. 需要指出的是, 认知雷达通常还包括了发射波形的优化, 从而建立了从雷达接收机到发射机的反馈. 本文将研究问题集中于雷达信号处理的范畴, 即针对雷达检测器的认知方法, 它是将认知的概念与雷达信号处理结合起来, 建立从检测性能到先验信息之间的反馈, 从而构成了雷达信号的认知处理.

在第 2 节讨论了知识辅助检测过程中的先验信息的认知方法. 在第 3 节给出了非高斯杂波中的知识辅助检测器, 在第 4 节分析了先验模型失配条件下的检测性能. 在第 5 节给出了该知识辅助检测器的先验信息模型参数的感知方法. 在第 6 节利用计算机仿真和实测数据, 对感知方法进行了验证. 最后给出了全文的结论.

2 知识辅助检测中先验信息感知方法

认知雷达通过对探测环境的感知, 优化雷达系统参数, 实现最优处理. 在 Bayes 框架下, 也可以将认知的概念与知识辅助检测结合. 利用先验信息, 可以构造知识辅助检测器. 利用知识辅助检测器对当前环境进行探测, 获得检测性能的评估. 利用检测器的检测性能反演先验信息失配程度, 从而进一步优化先验信息模型. 上述过程构成一个认知的闭环. 在这个认知闭环中, 核心问题是如何从检测器的性能评估中获得先验信息失配的信息.

在 Bayes 框架下, 探测环境模型中的某个参量 x 的先验信息可以采用某种先验分布描述, 先验分布可以分为无信息先验分布和有信息先验分布两种. 无信息先验分布不提供任何额外的先验信息, 因此知识辅助检测器大多考虑的是有信息先验分布. 有信息先验分布通常采用含有多个参数的概率密度函数表述, 如 $f(x; \theta)$, 其中 m 维矢量 θ 表示先验分布的参数. 利用参量 x 的先验信息, 可以设计知识辅助检测器, 此时检测器结构中必然包含了先验分布参数 θ , 用 $\lambda(\theta)$ 表示. 若当前探测环境中的参量 x 满足相同的先验分布函数, 只是分布参数存在差异, 如 $f(x; \varphi)$. 那么检测器 $\lambda(\theta)$ 在当前探测环境中检测性能必然是 θ 和 φ 的函数. 雷达信号的检测门限是根据给定虚警率 P_0 设计的. 若针对目标强度 ξ 已知的目标进行探测, 检测概率可以表示为 $P_d = h(\xi, P_0, \theta, \varphi)$, 即检测概率与设定的标称虚警率、目标强度、先验模型参数和探测环境模型参数有关.

现在的问题是, 如果获得了 P_d 的值, 如何获得参数 φ 的估计. 由于参数 φ 是一个 m 维矢量, P_d 值与参数 φ 一般不是一一映射关系. 但是可以发现, $P_d = h(\xi, P_0, \theta, \varphi)$ 中的其他几个参数是已知的或可以给定的, 若参数 φ 满足函数关系 $P_d = h(\xi, P_0, \theta, \varphi)$, 参数 φ 的自由度为 $m - 1$. 由此可以给

定 m 组参数, 对当前探测环境进行检测, 获得 m 个检测概率测量值

$$P_{dk} = h(\{\xi_k, P_{0k}, \theta_k\}, \varphi), \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (1)$$

联合求解 m 个方程, 就可以得到唯一的解 φ .

在应用上述方法时, 首要问题是获得函数 $h(\cdot)$, 这个函数实际上就是先验信息失配条件下的检测器探测性能. 要获得这个函数且易于计算并不容易, 一种折中的策略是令信杂比 $\xi = 0$, 即利用检测器对杂波环境的探测, 测量其虚警率. 该策略容易获得易于计算的函数 $h(\cdot)$, 但虚警率的计算往往需要较多的统计量. 其次函数 $h(\cdot)$ 常常是高度非线性的, 必须采用数值求解的方法才能获得参数 φ 的估值. 数值计算误差与 m 组参数 $\{\xi_k, P_{0k}, \theta_k\}$ 有关, 因此在进行 m 组方程联合求解过程中, 需要仔细考虑 $\{\xi_k, P_{0k}, \theta_k\}$ 的选择方法. 本文作者在文献 [18] 中, 假定 $\xi_k = 0, P_{0k} = P_0$, 通过选择 m 组参数 $\{\theta_k\}$, 获得了杂波场景模型参数的感知. 而本文则假定 $\xi_k = 0, \theta_k = \theta_0$, 通过选择 m 组参数 $\{P_{0k}\}$ 实现杂波场景的感知. 需要指出的是, 在求解 φ 时, P_d 的值是通过测量获得的, 其具有一定的随机性, 从而导致了 φ 的解也具有随机性. 因此在实际应用时, 可以通过增加求解方程的个数, 从而降低 φ 解的随机性.

3 复合高斯杂波中知识辅助检测

假定雷达阵列天线具有 N_a 个天线阵元, 相干处理间隔内有 N_p 个脉冲, 对于某个距离单元若存在目标, 则该距离单元的回波信号经过混频、脉冲压缩、正交采样等, 可以获得 $N = N_a N_p$ 维矢量 $\mathbf{z}$,

$$\mathbf{z} = \alpha \mathbf{v} + \mathbf{c} = \alpha \mathbf{v} + \sqrt{\tau} \mathbf{n}, \quad (2)$$

其中 N 维矢量 $\mathbf{v}$ 是目标导向矢量, 目标复幅度 α 未知, 其与目标特性、雷达回波传播路径有关. N 维杂波矢量 $\mathbf{c}$ 满足复合高斯模型, 其中 N 维矢量 $\mathbf{n}$ 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 $\mathbf{n} \sim \text{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$. 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, 即纹理分量.

本文研究复合高斯杂波中的知识辅助检测问题, 先验信息来自杂波纹理分量. 在 Bayes 框架下, 用先验分布描述先验信息, 本文选择逆伽马分布作为杂波纹理分量的先验分布

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

逆伽马分布是双参数分布, 参数 a 为形状参数, 参数 b 为尺度参数. 由此可以得到杂波矢量 $\mathbf{c}$ 的概率密度函数

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

可见, 当纹理分量为逆伽马分布时, 矢量 $\mathbf{c}$ 满足自由度为 a 的复 t 分布 [8]. 由此可以得到知识辅助检测器 [6]

$$\lambda(a, b) = \frac{s_0 + b}{s_1 + b} \frac{H_1}{H_0} \geq T^{\frac{1}{N+a}}, \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} s_1 = s_0 - \frac{|\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}|^2}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}}, \\ s_0 = \mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}. \end{cases} \quad (6)$$

T 为判决门限, 与设定的虚警率 P_0 有关^[12],

$$P_0 = T^{-\frac{N+a-1}{N+a}}. \quad (7)$$

可以看出知识辅助检测器利用了杂波纹理分量的先验信息, 在检测器结构与判决门限中含有先验分布参数.

4 先验模型参数失配条件下的检测性能

为了分析知识辅助检测器 (5) 的检测性能, 首先利用协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 和目标导向矢量 $\mathbf{v}$ 完成接收信号的白化和旋转. 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 $\mathbf{z}$ 经过白化和旋转之后, 在 H_0 假设条件下, 显然有

$$\mathbf{E}[\mathbf{t}\mathbf{t}^H] = \mathbf{E}[\mathbf{U}\mathbf{z}_w\mathbf{z}_w^H\mathbf{U}^H] = \mathbf{U}\mathbf{R}^{-1/2}\mathbf{E}[\mathbf{z}\mathbf{z}^H]\mathbf{R}^{-1/2}\mathbf{U}^H = \tau\mathbf{I}, \quad (8)$$

其中矩阵 $\mathbf{I}$ 为 $N \times N$ 单位矩阵. 由此可见, $\mathbf{t} \sim \text{CN}(\mathbf{0}, \tau\mathbf{I})$, 因此变量 t_1 和矢量 $\mathbf{t}_2$ 是统计独立的. 进一步定义 $w = |t_1|^2$, $v = \|\mathbf{t}_2\|^2$, 那么检测器 (5) 可以表示为

$$w \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \left(T^{\frac{1}{N+a}} - 1 \right) (v + b) \triangleq T_0, \quad (9)$$

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

$$f_V(v; \tau) = \frac{1}{\tau^{N-1}\Gamma(N-1)} v^{N-2} \exp\left(-\frac{v}{\tau}\right). \quad (10)$$

考虑到计算的复杂性, 本文考虑 Swerling I 型目标的检测性能, 变量 w 的概率密度函数

$$f_W(w; \tau; \xi) = \frac{1}{\tau + \xi} \exp\left(-\frac{w}{\tau + \xi}\right), \quad (11)$$

其中 $\xi = \mathbf{E}[|\alpha|^2] \mathbf{v}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}$. 利用式 (9) 由此可以得到条件检测概率

$$P_d(\xi, P_0, (a, b); \tau, v) = \int_{T_0}^{\infty} f_W(w; \tau; \xi) dw = \exp\left(-\frac{T_0}{\tau + \xi}\right). \quad (12)$$

考虑先验信息模型参数的失配, 即假定当前杂波环境也满足复合高斯分布, 其杂波纹理分量满足逆伽马分布, 形状参数为 p , 尺度参数为 q . 可以得到检测概率

$$P_d(\xi, P_0, (a, b), (p, q)) = \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} P_d(\xi, P_0, (a, b); \tau, v) f_V(v; \tau) f_{\tau}(\tau; p, q) d\tau dv. \quad (13)$$

将式 (10) 和 (3) 代入, 可以得到

$$P_d = h(\xi, P_0, (a, b), (p, q)) = \frac{q^p}{\Gamma(p)} \int_0^{\infty} \frac{\mu^{N-1}}{\tau^{N+p}} \exp\left(-\frac{q}{\tau} - \frac{\eta b}{\tau + \xi}\right) d\tau, \quad (14)$$

其中

$$\frac{1}{\mu} = \frac{\eta}{\tau + \xi} + \frac{1}{\tau}, \quad (15)$$

$$\eta = P_0^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1. \quad (16)$$

可以看出, 检测器对 Swerling I 型目标的探测性能与目标强度、虚警率、先验信息模型参数、杂波场景参数等有关. 如果令 $\xi = 0$, 可以得到知识辅助检测器在当前杂波场景探测的虚警率

$$P_{fa} = P_0^{\frac{N-1}{N+a-1}} \left(\frac{b}{q} \eta + 1 \right)^{-P}. \quad (17)$$

如果令 $(a,b)=(p,q)$, 可以得到 $P_{fa} = P_0$. 但需要指出的是, 若 $P_{fa} = P_0$, 并不一定保证 $(a,b)=(p,q)$.

5 先验信息模型参数的感知

观察式 (14) 或式 (17), 知识辅助检测器的探测性能包含了杂波场景模型参数 (p,q) 的信息, 因此可以利用式 (1) 给出的方法, 获得 (p,q) 的估计值. 考虑的先验模型参数为先验分布的形状参数和尺度参数, 只需构造两组方程即可求解. 本文利用式 (17) 进行杂波场景模型参数的感知, 指定参数 (a,b) , 分别选择两个门限对应的虚警率值 $P_{0,k}$, 对杂波场景进行探测后, 得到虚警率测量值 $P_{fa,k}$, 从而可以得到 (p,q) 的约束关系

$$p = g_k(q) = \frac{\frac{N-1}{N+a-1} \ln P_{0,k} - \ln P_{fa,k}}{\ln \left(\frac{b}{q} \left(P_{0,k}^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1 \right) + 1 \right)}, \quad k = 1, 2. \quad (18)$$

求解上述非线性方程的一般方法是采用数值求解, 即计算两个约束关系所确定曲线的交点. 假定杂波场景模型参数为 (p_0, q_0) , 且虚警率测量值 $P_{fa,k}$ 是无误差的, 那么其显然满足式 (17), 即

$$P_{fa,k} = P_{0,k}^{\frac{N-1}{N+a-1}} \left(\frac{b}{q_0} \left(P_{0,k}^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1 \right) + 1 \right)^{-p_0}. \quad (19)$$

将式 (20) 代入到式 (18), 并利用式 (16), 可以得到

$$p = g_k(q) = p_0 \frac{\ln \left(\frac{b}{q_0} \left(P_{0,k}^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1 \right) + 1 \right)}{\ln \left(\frac{b}{q} \left(P_{0,k}^{-\frac{1}{N+a-1}} - 1 \right) + 1 \right)}. \quad (20)$$

将 $(p,q)=(p_0,q_0)$ 代入上式后, 等式是成立的. 由此可见, 若不考虑虚警率测量值 $P_{fa,k}$ 的误差, 式 (18) 所定义的 (p,q) 约束关系必然有一个公共的交点, 这个交点就是杂波场景参数 (p_0,q_0) . 为此进行计算机仿真, 设定参数 $N=8$, 杂波场景模型参数 $(p_0,q_0)=(5,5)$, $P_{0,1}=10^{-2}$, $P_{0,2}=10^{-6}$. 分别选择 $(a,b)=(2,5.5)$ 和 $(a,b)=(20,2)$, 可分别得到两组约束关系, 如图 1 所示, 可见约束关系的交点正好就是 $(p_0,q_0)=(5,5)$, 这与前面的分析结论是一致的.

但是可以看出, 选择不同的参数 (a,b) , 所得到的两个约束关系之间的夹角并不一样. 从数值求解的角度来看, 期望的是两个约束关系的夹角越大越好. 要寻找参数 (a,b) 较为合理的选择区间, 可分析约束关系 (18) 在 (p_0,q_0) 处的斜率对 P_0 的敏感性. 首先计算约束关系 (18) 在 (p_0,q_0) 处的斜率

 图 1 (p, q) 的约束条件与参数 (a, b) 的关系

Figure 1 Relationship between constraint condition of (p, q) and parameters (a, b) . (a) $(a, b) = (2, 5.5)$; (b) $(a, b) = (20, 2)$

$$\kappa = g'(q_0) = p \frac{\eta}{\ln\left(\frac{b}{q}\eta + 1\right) \left(q\eta + \frac{q^2}{b}\right)} \Big|_{(p,q)=(p_0,q_0)}. \quad (21)$$

该斜率对 P_0 求导

$$\gamma = \frac{\partial}{\partial P_0} \kappa = \left[\frac{-1}{N+a-1} P_0^{\frac{-N-a}{N+a-1}} \right] \cdot \frac{\partial}{\partial \eta} \kappa. \quad (22)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \eta} \kappa &= p \left[\frac{q^2}{b} \left(q + \frac{q^2}{b\eta} \right)^{-2} \eta^{-2} \right] \ln^{-1} \left(\frac{b}{q}\eta + 1 \right) \\ &+ p \left(q + \frac{q^2}{b\eta} \right)^{-1} \left[-\frac{b}{q} \left[\ln^{-2} \left(\frac{b}{q}\eta + 1 \right) \right] \left(\frac{b}{q}\eta + 1 \right)^{-1} \right]. \end{aligned} \quad (23)$$

利用式 (23) 可以分析不同的参数 (a, b) 对 γ 值的影响. 在图 2 中, 选择 $P_0 = 10^{-4}$, 分别选择 $(p_0, q_0) = (5, 5)$ 和 $(p_0, q_0) = (2, 2)$, 其余参数同前, 并对 γ 值归一化处理.

可以看出参数 (a, b) 的选择与 γ 值密切相关. 要使得约束关系 (18) 在 (p_0, q_0) 的夹角尽可能的大, 则应该选择使 γ 值较大的参数 (a, b) . 从图 2 可以看出, 若参数 b 与 q_0 较为接近, 参数 a 较小的情况下, 可以获得较大的 γ 值, 对应的数值求解精度更高. 再观察图 1, 由于 $(p_0, q_0) = (5, 5)$, 从图 2 可见参数 $(a, b) = (2, 5.5)$ 对应的 γ 值较大, 而参数 $(a, b) = (20, 2)$ 对应的 γ 值较小, 因此参数 $(a, b) = (2, 5.5)$ 对应的约束关系夹角更大, 更容易进行数值求解.

6 仿真分析

仿真过程是, 首先给定参数 (p_0, q_0) 和协方差矩阵 $\mathbf{R}$, 获得复合高斯杂波矢量 $\mathbf{c}$, 利用式 (6) 得到 s_1 和 s_0 . 选择参数 (a, b) , 利用式 (5) 得到统计量 λ . 然后选择虚警率 P_0 , 利用式 (7) 得到判决门限 T .

图 2 约束关系斜率对 P_0 的归一化导数

Figure 2 Normalized derivative of the gradient of constraint relationship to P_0 . (a) $(p_0, q_0) = (5, 5)$; (b) $(p_0, q_0) = (2, 2)$

利用数量为 L 个的统计量 λ 和判决门限 T , 就可以获得虚警率 P_{fa} 的测量值. 再利用式 (18), 获得参数 (p, q) 的约束关系. 改变虚警率 P_0 , 还可以获得参数 (p, q) 另一个约束关系. 计算两个约束关系的交点即为杂波场景模型参数 (p_0, q_0) 的感知值. 从上述仿真过程的分析中发现, 感知过程仅需使用两个虚警率测量值, 由于统计量具有随机性, 会导致两个约束关系的交点位置具有较大的随机性. 为了降低感知值的随机性, 可以增加约束关系个数, 即选择多个虚警率 P_0 值, 由此可以获得参数 (p, q) 的多个约束关系, 通过分析约束关系的聚集程度, 得到杂波场景模型参数 (p_0, q_0) 的感知值.

计算机仿真程序参数设定 $N=8$, $L=10^6$, P_{0k} 在 $10^{-3} \sim 10^{-0.3}$ 之间选取 $m=100$ 个点. 协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 的第 c 行第 d 列元素 $M_{cd} = \rho^{|c-d|}$, 其中 $\rho = 0.3$, 导向矢量 $\mathbf{v}$ 第 n 个元素 $v_n = e^{j2\pi f n}$, 其中 $n = 1, 2, \dots, N$, $f = 0.45$. 杂波场景模型参数 $(p_0, q_0) = (5, 5)$, 对应的参数 $(a, b) = (2, 5.5)$. 杂波场景模型参数 $(p_0, q_0) = (2, 2)$, 对应的参数 $(a, b) = (1.2, 1.5)$. 从图 3 可以看出, 由于虚警率测量值存在随机性, 多个约束关系并不是相交于一点, 但从约束关系的聚集程度实现参数 (p_0, q_0) 的估计. 给定某一个 q 值, 利用式 (18) 可以获得 m 个 p 值. 这 m 个 p 值聚集程度最高时对应的 q 值就是 q_0 的估计值 q_c , 此时 m 个 p 值的均值就是 p_0 的估计值 p_c . 聚集程度可以用方差表示, 如图 3 曲线所示. 因此只要找到方差最小值, 就可以实现杂波场景模型参数的感知. 对于杂波场景模型参数 $(p_0, q_0) = (5, 5)$ 时, 模型参数的感知值 $(p_c, q_c) = (4.87, 4.86)$, 对于杂波场景模型参数 $(p_0, q_0) = (2, 2)$ 时, 模型参数的感知值 $(p_c, q_c) = (2.01, 2.03)$. 由此可见, 利用感知方法获得的感知值 (p_c, q_c) 与设定的杂波场景模型参数 (p_0, q_0) 是非常接近的.

再利用实测数据进行分析. 本文所采用的数据来自加拿大的 McMaster 大学自适应系统实验室的 IPIX 雷达实测数据^[13]. 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 9.39 GHz, 脉冲重复频率为 2 kHz, 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. 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_ANTSTEP, 对应的距离分辨率为 15 米, 数据文件名称为 19980223_171533_ANTSTEP, 对应的距离分辨率为 3 米. 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 VV 极化方式的数据.

图 3 杂波先验模型感知过程

 Figure 3 Cognitive procedures for clutter prior model. (a) $(p_0, q_0) = (5, 5)$; (b) $(p_0, q_0) = (2, 2)$

图 4 实测数据杂波先验感知过程

Figure 4 Cognitive procedures for real radar measurements. (a) Data with resolution 15 m; (b) data with resolution 3 m

在实测数据的感知过程中, 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 (maximum likelihood, ML) 估计方法^[13]. 按照文献 [13] 给出的方法, 总共可以获得 $L=14999$ 个统计量, P_{0k} 在 $10^{-2} \sim 10^{-0.2}$ 之间选取 $m=100$ 个点, 选择 (a, b) 后, 利用式 (18) 可以获得 100 个 (p, q) 约束关系, 如图 4 所示. 参数 (a, b) 的选择虽然可以参考图 2 给出的结论, 但由于杂波场景参数 (p_0, q_0) 是未知的, 因此在实际过程中, 是通过调整 (a, b) , 使得图 4 所示的约束关系在感知点处具有较好的聚集程度. 对比图 3 可以发现, 这些约束关系的聚集程度较低, 这是因为实测数据的纹理分量的统计模型与逆伽马分布并不是完全一致. 即便如此, 利用本文给出的感知方法, 仍然能够获得聚集程度最小处对应的杂波场景感知值 (p_0, q_0) .

本文的感知方法是基于检测性能评估得到的. 相对于其他途径获得的杂波场景模型参数估值, 利用感知获得的杂波场景模型参数估值在应用于知识辅助检测器时, 应该可以获得更好的检测性能. 现利用仿真验证这一观点. 作为对比分析, 考虑采用 ML 估计获得杂波场景模型参数. 文献 [8] 给出了逆伽马纹理分量分布参数的最大似然估计方法, 并在文献 [13] 应用于实测数据的检测性能分析. 作为

图 5 基于实测数据的检测性能对比

Figure 5 Comparison of detection performance with real radar measurements. (a) Data with resolution 15 m; (b) data with resolution 3 m

与知识辅助检测器对比, 还考虑了自适应相关估计器 (adaptive coherent estimator, ACE)

$$\lambda_{ACE} = \frac{|\mathbf{v}^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z}|^2}{(\mathbf{v}^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{v})(\mathbf{z}^H \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z})}, \quad (24)$$

其中 $\mathbf{S}$ 为待检测单元杂波协方差矩阵的 ML 估计. 已经证明^[17], 在构造似然比检验中, 如果将纹理分量采用无信息先验模型, 或将其作为未知的确定性分量, 得到的检测器都是 ACE. 因此可以认为 ACE 是没有利用先验信息的知识辅助检测器. 本文采用检测概率与信杂比之间的性能曲线对比分析检测器性能, 为此设定 $P_0 = 10^{-3}$, 由此获得相应的判决门限. 然后在实测数据中注入不同信杂比的目标信号, 分析对应的检测概率. 检测概率与信杂比关系曲线如图 5 所示. 从图 5 可以看出, 采用了本文给出的杂波场景模型参数感知方法获得的 (p, q) 估计值应用于检测器, 可以获得最好的性能, 而采用 (p, q) 的 ML 估计值的知识辅助检测器检测性能次之. 由于 ACE 没有使用任何杂波先验信息, 其检测性能比知识辅助检测器还要差一些.

7 结论

知识辅助检测器的先验信息是在检测器设计阶段给定的, 若当前探测环境与先验信息不匹配, 先验信息提供的信息存在误差, 甚至是错误的信息, 会导致知识辅助检测器在当前探测环境中的检测性能下降. 本文将认知雷达的概念与知识辅助检测器相结合, 给出了知识辅助检测器先验信息模型参数感知方法, 针对基于杂波纹理分量先验信息的知识辅助检测器, 深入分析了先验模型失配条件下的探测性能, 给出了一种基于检验统计量和虚警率测量值的杂波场景感知算法. 计算机仿真和实测数据分析表明, 利用感知方法获得的杂波场景模型参数, 可以使知识辅助检测器获得更好的探测能力.

需要指出的是, 知识辅助检测器先验信息感知的方法并不唯一. 本文是基于检测器在杂波场景中的虚警率估计实现杂波场景模型参数的感知. 虚警率测量值的估计需要大量的统计数据, 而检测概率测量值的估计需要的统计量少得多. 从式 (1) 和式 (14) 可以看出, 在杂波场景中注入人工目标, 分析目标检测概率, 也能够实现杂波场景模型参数的感知. 最后, 本文假定杂波纹理分量先验模型为逆伽

马分布, 下一步的研究将纹理分量先验分布扩展到其他类型的概率密度函数, 当然, 先验模型本身的感知更具有吸引力.

参考文献

- 1 Haykin S. Cognitive Dynamic Systems, Perception-Action Cycle Radar, and Radio. Cambridge: Cambridge University Press, 2012
- 2 Li X, Fan M M. Research advance on cognitive radar and its key technology. *Acta Electron Sin*, 2012, 40: 1863–1870 [黎湘, 范梅梅. 认知雷达及其关键技术研究进展. *电子学报*, 2012, 40: 1863–1870]
- 3 Guerri J R. Cognitive Radar, the Knowledge-Aided Fully Adaptive Approach. London: Artech House, 2010
- 4 Wu Y, Tang J, Peng Y. On the essence of knowledge aided clutter covariance estimate and its convergence. *IEEE Trans AES*, 2011, 47: 569–585
- 5 Berger J O. Statistical decision theory and Bayesian analysis. 2nd ed. New York: Springer Series in Statistics, 1985
- 6 Gini F, Rangaswamy M. Knowledge-Based Radar Detection, Tracking, and Classification. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2008
- 7 Carretero-Moya J, Menoyo J G, Lopze A A. Small target detection in high resolution heterogeneous sea clutter: an empirical analysis. *IEEE Trans AES*, 2011, 47: 1880–1888
- 8 Ollila E, Tyler D E, Koivunen V, et al. Compound Gaussian clutter modeling with an inverse Gaussian texture distribution. *IEEE Signal Process Lett*, 2012, 19: 876–879
- 9 Abdelaziz M E M, Chonavel T, Aissa-El-Bey A, et al. Sea clutter texture estimation: exploiting decorrelation and cyclostationarity. *IEEE Trans AES*, 2013, 49: 726–742
- 10 Balleri A, Nehorai A, Wang J. Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse Gamma texture. *IEEE Trans AES*, 2007, 43: 775–779
- 11 Shang X, Song H. Radar detection based on compound Gaussian model with inverse gamma texture. *IET Radar Sonar Nav*, 2011, 5: 315–321
- 12 Sangston K J, Gini F, Greco M S. Coherent radar target detection in heavy-tailed compound Gaussian clutter. *IEEE Trans AES*, 2012, 48: 64–77
- 13 Zou K, Zhao X B, Tian X H, et al. Knowledge-aided signal detection algorithm in non-Gaussian clutter. *Signal Process*, 2012, 28: 60–66 [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. *信号处理*, 2012, 28: 60–66]
- 14 Bandiera F, Besson O, Ricci G. Adaptive detection of distributed targets in compound-Gaussian noise without secondary data: a Bayesian approach. *IEEE Trans Signal Proces*, 2011, 59: 5698–5708
- 15 Bandiera F, Besson O, Ricci G. Knowledge-aided covariance matrix estimation and adaptive detection in compound Gaussian noise. *IEEE Trans Signal Proces*, 2010, 58: 5390–5396
- 16 Moya J C, Maio A D. Experimental performance analysis of distributed targets coherent radar detector. *IEEE Trans AES*, 2012, 48: 2216–2238
- 17 Zou K, Liao G S, Li J, et al. Robust detection in compound Gaussian clutter based on Bayesian framework. *J Electron Inform Technol*, 2013, 35: 1551–1556 [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. *电子与信息学报*, 2013, 35: 1551–1556]
- 18 Zou K, Liao G S, Li J, et al. Cognitive method for knowledge aided detection in non-Gaussian clutter. *Acta Electron Sin*, 2014, 42: 1047–1054 [邹鲲, 廖桂生, 李军, 等. 非高斯杂波下知识辅助检测的认知方法. *电子学报*, 2014, 42: 1047–1054]

Prior information cognitive method for knowledge aided detector in compound Gaussian clutter

ZOU Kun^{1,2*}, LIAO GuiSheng¹ & LI Jun¹

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

*E-mail: wyyxzk@163.com

Abstract The radar targets detection performance can be improved by using some prior information, but the mismatches between the prior information and current detection environments may result to the degradation of the knowledge aided detector performance. In this issue, a cognitive method of the clutter texture distribution parameters is proposed for the knowledge detector in compound Gaussian clutter under the Bayesian framework. Firstly, the general cognitive method of prior information for the knowledge aided detection is explained. Then for the knowledge aided detector using prior information of clutter texture component, the quantized relationship between the mismatches of prior information and detector's performance is given. Furthermore, using the test statistics and measurement of false alarm probability obtained by the knowledge aided detector under current clutter environment, the constrained relationship of texture component distribution parameters is constructed. The cognitive value of these clutter texture distribution parameters can be calculated by the intersection analysis of multiple constrained relationships. The computer simulation is used to analyze the feasibility of cognition method, and the real clutter data sets are used to validate the cognitive method. The detection performance of knowledge detector using cognitive value can be improved furthermore.

Keywords cognitive radar, Bayesian approach, knowledge aided detection, compound Gaussian clutter, texture component

ZOU Kun was born in 1976. He received his B.S. and M.S. degrees from the Air Force Engineering University, Xi'an China in 1998 and 2001 respectively, and received his Ph.D. degree from National university of Defense Technology in 2005. His research interests include knowledge detection, cognitive radar, and statistical signal processing.