

复合高斯海杂波模型下最优相干检测进展

于涵,水鹏朗,施赛楠,杨春娇

西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室,西安 710071

摘要 不同于噪声背景下的目标检测,增加雷达发射功率对海杂波背景下的目标检测性能并不能带来重大的改善,因此海杂波的精细化建模和海杂波特性的充分利用成为改善目标检测性能的最重要途径。复合高斯模型是目前广泛使用的海杂波模型,为海杂波特性的精细描述提供了有力工具,而相应的最优检测理论和方法为目标检测性能改善提供了技术支持。本文综述复合高斯海杂波模型下最优及近最优相干检测理论和方法。首先,对K分布、广义 Pareto 分布及逆高斯纹理3种复合高斯模型进行了概述,并介绍了3种模型下已有的最优及近最优检测方法;然后,对目前复合高斯杂波加噪声混合模型下相干检测方法的进展和应用瓶颈进行了分析;最后,针对未来该方面研究的进一步完善,探讨了几种计算可实现近最优检测方法的研究思路。

关键词 海杂波;复合高斯模型;最优相干检测;近最优相干检测;计算可实现近最优检测方法

不同海杂波模型下的目标检测方法一直以来都是海雷达探测工作中的重要研究课题。当雷达分辨率较低时,根据中心极限定理,海杂波近似服从高斯分布,其幅度服从瑞利分布^[1-2]。但在雷达高分辨率或低擦地角观测条件下,杂波呈现出强烈的时间非平稳特性和统计特性的空变特性^[3-4]。研究显示,复合高斯模型可以很好地描述海杂波的非高斯特性,并且该模型维持了类似于高斯模型的数学形式上的简单性^[5-6]。复合高斯杂波模型中,海杂波(慢)时间序列建模为慢变的功率调制和快变的散斑分量的乘积,前者与涌浪对雷达入射角变化导致的功率变化有关,后者与雷达和海浪的相对运动和相对几何关系关联^[7-8]。相对于对数正态分布、Weibull 分布等纯统计模型,复合高斯分布被认为是半物理的统计模型。由于海杂波的纹理分量是复合高斯随机序列,其特性主要依赖于纹理分量的统计模型。由于波段、海况、气象条件、分辨率、照射几何等的多样性,海杂波的特性很难用单一类型的纹理模型进行描述,于是,从数学形式的简单性和实际数据的统计拟合性出发,先后发展了 Gamma 分布的纹理模型、逆 Gamma 分布的纹理模型和逆高斯分布的纹理模型。这3类纹理模型基本能够实现不同条件下海杂波统计特性高精度拟合的全覆盖,为海杂波复合高斯模型中的“三剑客”,在

实际应用中相互补充。通过对国际上公开的X-波段高分辨率海杂波数据库 IPIX^[9]和 CSIR^[10]中的63组数据进行统计K-S 距离拟合检验,发现其中37组数据逆高斯分布的纹理最好,26组数据逆 Gamma 分布的纹理最好,没有数据 Gamma 分布的纹理达到最好。不同于噪声背景下的目标检测,增加雷达发射功率对海杂波背景下的目标检测性能并不能带来重大改善,因为发射功率增加同样带来了海杂波的增强。因此海杂波的精细化建模和海杂波特性的充分利用变成了改善目标检测性能的最重要途径。不同复合高斯杂波模型从K分布下的最优相干检测方法开始,历经近40年的研究目前仍然还有很多公开问题未解决。

对于高斯杂波,最优相干检测器是匹配滤波(matched filter, MF)检测器^[11]。在复合高斯模型下,纹理服从 Gamma 分布时,其幅度服从著名的K分布模型^[5,12-13],该杂波模型下的最优检测器是OKD(optimum K-distributed detector, OKD)^[7,14-15]。OKD具有闭式解,但检验统计量无法写成匹配滤波器输出的显函数且含有第二类修正的 Bessel 函数^[16],因此其在工程应用中属于计算缺乏有效性的检测器。对此,Shui 等^[17]提出了一种K分布杂波模型下的可实现近最优检测器,即 α -AMF 检测器,该检测器的检测性能与OKD相近,且

收稿日期:2017-09-25;修回日期:2017-10-10

作者简介:于涵,博士研究生,研究方向为海杂波建模与参数估计和舰船目标检测方法,电子信箱:hyu_5@stu.xidian.edu.cn;水鹏朗(通信作者),教授,研究方向为海杂波建模与分析、雷达目标检测、图像处理、多速率滤波器理论及应用,电子信箱:plshui@xidian.edu.cn

引用格式:于涵,水鹏朗,施赛楠,等.复合高斯海杂波模型下最优相干检测进展[J].科技导报,2017,35(20):109-118;doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2017.20.012

由于计算复杂度低而在实际检测问题中具有快速实现的能力。当纹理分量服从逆 Gamma 分布时,杂波功率可描述为广义 Pareto 分布模型^[18-21]。最优相干检测器是广义似然比检测线性门限检测器 (generalized likelihood ratio test-linear threshold detector, GLRT-LTD)^[20]。该检测器具有门限与检验统计量分离的简单显式表达,是计算可实现的。对于纹理服从逆高斯分布的海杂波 (inverse Gaussian compound-Gaussian, IG-CG) 模型^[22-26],其对应的最优检测器为逆高斯纹理下广义似然比 (generalized likelihood ratio test with inverse Gaussian texture, GLRT-IG) 检测器^[26-27]。与 OKD 类似,其检验统计量无法写成匹配滤波器输出的显函数且包含第二类修正的 Bessel 函数,无法直接工程实现。目前 IG-CG 杂波模型下的计算可实现的近最优检测器还未见公开报道。

另外,为了解决海杂波背景下的小目标检测问题,空间高分辨率降低海杂波水平和多普勒高分辨率(波束长驻留时间和更长的相干脉冲串)提高目标回波累计增益是常用的技术手段。在这种工作模式下,接收机噪声是必须考虑的因素^[14,28-31],特别是在雷达低擦地角探测条件下会出现噪声占优的多普勒区域^[32],此时单纯利用复合高斯杂波模型描述海杂波和噪声混合体会产生较大模型偏差,进而最优相干检测器遭受严重的模型失配损失,检测性能下降、虚警概率不再保持恒定。因此,复合高斯和噪声组合模型下的最优相干检测器对于高分辨率对海探测雷达具有重要的应用价值,该方向的研究进展相对缓慢,目前仅有 K 分布加噪声模型下的一些理论结果。对于 K 分布杂波加噪声的组合模型,Gini 等^[14,28]研究了最优 K 分布杂波加高斯白噪声检测器 (OKGD),该检测器仅仅具有积分形势的解,使用起来比 OKD 等具有闭式解的检测器更困难。总之,海杂波背景下的检测理论和方法已经积累了丰富的成果,但许多方面的发展还远未完备,难以满足实际应用的需求。

1 复合高斯杂波模型下的最优和近最优相干检测

海杂波背景下的目标检测问题可以简单地归结为以下二元假设问题^[33-35]

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

其中, z 、 s 和 c 分别表示待检测单元中的观测向量、目标回波向量以及杂波向量。

相干检测中,当累积时间在几十 ms 之内的情况下,很多目标的回波幅度和径向速度可以认为是不变的,可以用双参数的多普勒导向向量描述,即

$$s(n) = \alpha p(n) = \alpha \exp(2\pi j f_d n T_r) \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中, N 为脉冲累积数; 变量 n 代表第 n 个脉冲数; 复数 α 为目标的幅值; p 为多普勒导向矢量; f_d 为目标的多普勒频率; T_r 为雷达脉冲重复间隔。

对于杂波向量,利用复合高斯模型可以实现对高分辨率海杂波统计特性的准确描述。海杂波可以看作复高斯散斑

分量 $u(n)$ 与非负纹理分量 $\tau(n)$ 的乘积,即

$$c(n) = \sqrt{\tau(n)} u(n), \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

通常,考虑到纹理分量具有相干时间(几百 ms)^[36-37],因此在几十 ms 的相干处理时间(CPI)纹理分量近似为随机常数 τ ,此时的复合高斯模型退化为球不变随机向量 (spherically invariant random vector, SIRV) 模型^[38-39],即

$$c = \sqrt{\tau} u \quad (4)$$

令 $M = E\{uu^H\}$ 表示杂波向量的散斑协方差矩阵,观测向量 z 的概率密度函数 (probability density function, PDF) 可以表示为

$$\begin{aligned} f_i(z|H_i) &= \int_0^\infty f(z|H_i, \tau) p_\tau(\tau) d\tau \\ &= \frac{1}{\pi^N |M|} \int_0^\infty \frac{1}{\tau^N} \exp\left(-\frac{q_i}{\tau}\right) p_\tau(\tau) d\tau \quad i = 0, 1 \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $p_\tau(\tau)$ 为纹理分量 τ 的概率密度函数,变量 q_0 与 q_1 是二次型

$$q_0 = z^H M^{-1} z, \quad q_1 = (z - s)^H M^{-1} (z - s) \quad (6)$$

假设目标回波的复幅度和杂波散斑协方差矩阵已知,根据 Neyman-Pearson (NP) 准则可得,最优相干检测为如下似然比检验^[40-41]

$$\Lambda(z) = \frac{f(z|H_1)}{f(z|H_0)} = \frac{\int_0^\infty \tau^{-N} \exp(-q_0/\tau) p_\tau(\tau) d\tau}{\int_0^\infty \tau^{-N} \exp(-q_0/\tau) p_\tau(\tau) d\tau} \stackrel{u_1}{\geq} \stackrel{u_0}{e^T} \quad (7)$$

其中, T 为依赖于虚警概率的决策门限。

考虑到实际检测中,目标回波的复幅度 α 是未知的,采用最大似然估计得到目标回波复幅度的估计值 $\hat{\alpha}_{ML} = (p^H M^{-1} z) / (p^H M^{-1} p)$,代入式(7)即可得到复合高斯杂波模型下的广义似然比检测器形式。注意:在信号复幅度已知情况下似然比检验的最优性意味着,在给定的虚警概率、所有信杂比下,与其他检测器相比,似然比检测器具有最大的检测概率。然而,广义似然比检测器并未完全继承似然比检测器的最优性,广义似然比检测器并不能保证任意信杂比下达到检测概率最大。上述积分形式的检测器只是部分解决了最优相干检测问题,应用的“瓶颈”在于能否从广义似然比检测器导出检验统计量与门限分离的显式解。显式解的存在依赖于纹理的概率密度函数。

不同于高斯噪声或杂波,复合高斯模型的形状和尺度参数反映了杂波的平均功率和非高斯特性,给定的虚警率下,广义似然比检测器的门限 T 依赖于杂波的形状参数和累积脉冲数^[17]。而对海雷达的海杂波受很多因素,如分辨率、海况、擦地角等众多因素的影响,为实现整个探测场景的恒虚警最优(近最优)检测,首先需要获得场景空变的复合高斯杂波模型形状和尺度参数的估计。下面简要回顾复合高斯杂波模型参数估计的现状和进展^[42-43]。

若纹理分量的 PDF $p_\tau(\tau)$ 服从 Gamma 分布,即

$$p_\tau(\tau) = \frac{1}{\Gamma(\nu) b^\nu} \tau^{\nu-1} \exp(-\tau/b) \quad \tau > 0; \nu, b > 0 \quad (8)$$

式中, $\Gamma(\nu)$ 为 Gamma 函数, ν 和 b 分别代表杂波模型的形状参数和尺度参数。

尺度参数 b 代表杂波的平均功率水平, 而形状参数 ν 反应了杂波非高斯特性的强弱, ν 值越小杂波非高斯特性越强, 杂波幅度拖尾越严重, 反之当 $\nu \rightarrow \infty$ 时, 杂波趋近于高斯杂波^[44-45]。此时杂波向量 \mathbf{c} 的幅度 $r = |\mathbf{c}| = \sqrt{\tau}|\mathbf{u}|$ 服从 K 分布^[46-47], 其幅度的 PDF 为

$$f_r(r; \nu, b) = \int_0^\infty f_r(r|\tau) p_\tau(\tau) d\tau = \frac{4r^\nu}{\Gamma(\nu) b^{(\nu+1)/2}} K_{\nu-1}(2r/\sqrt{b}) \quad (9)$$

其中, $K_{\nu-1}(2r/\sqrt{b})$ 表示阶数为 $(\nu-1)$ 的第二类修正 Bessel 函数^[16]。

对于式(8)及(9)中包含的影响杂波特性的参数, 即形状参数 ν 及尺度参数 b , 可通过多种方式求其估计值^[48-55]。通常采用矩(moment-based method, MoM)估计或最大似然(maximum likelihood, ML)估计方法得到相应的参数估计值 $\hat{\nu}$ 和 \hat{b} 。其中 MoM 估计^[48,54]方法计算简单, 但估计精度不高且估计性能不稳定; 而 ML 估计^[49]没有闭合形式的表达式, 因此虽然估计精度很高, 但计算复杂度也高。

对于广义 Pareto 杂波模型, 其纹理分量服从逆 Gamma 分布, 即 $1/\tau$ 服从 Gamma 分布, 表达式为

$$p_\tau(\tau; \nu, b) = \frac{1}{b^\nu \Gamma(\nu)} \tau^{-(\nu+1)} e^{-1/(b\tau)} \quad \tau > 0; \nu, b > 0 \quad (10)$$

其中, ν 和 b 分别为杂波向量的形状参数和尺度参数。

形状参数 ν 反应了杂波的拖尾情况, ν 值越小杂波拖尾越严重, 反之当 $\nu \rightarrow \infty$ 时, 杂波趋于为高斯杂波^[56-57]。此时杂波向量 \mathbf{c} 的幅度 $r = |\mathbf{c}| = \sqrt{\tau}|\mathbf{u}|$ 的 PDF 表达式^[58-61]为

$$f_r(r; \nu, b) = \frac{2\nu br}{(1+br^2)^{\nu+1}} \quad r > 0 \quad (11)$$

对于上述广义 Pareto 模型中影响杂波特性的参数, 即形状参数 ν 及尺度参数 b , 可通过多种方式求得其估计值^[57-60]。通常采用矩估计^[18]或迭代最大似然估计(iterative maximum likelihood, IML)方法得到相应的参数估计值 $\hat{\nu}$ 和 \hat{b} 。其中 MoM 估计仅在形状参数 $\nu > 2$ 条件下成立。由于回波数据的各阶样本矩总是存在的, 实际估计中无法判断适用条件 $\nu > 2$ 是否满足, 这会对雷达检测性能造成很大影响, 且 MoM 估计误差较大, 性能不稳定; 此外, 考虑到 ML 估计方法^[18]的计算复杂度过高, IML 估计方法可以在保证与 ML 估计精度近似的同时, 大大简化 ML 估计方法的计算量^[62-63], 实验证明, 该方法的估计精度高, 收敛速度较快且计算复杂度较低。

若纹理分量 $p_\tau(\tau)$ 服从逆高斯分布, 即

$$p_\tau(\tau; \nu, b) = \sqrt{\frac{\nu}{2\pi}} \tau^{-3/2} \exp\left(-\frac{\nu(\tau-b)^2}{2b^2\tau}\right) \quad \tau > 0; \nu, b > 0 \quad (12)$$

此时杂波被建模为 IG-CG 模型。式中 ν 和 b 分别代表杂波向量的形状参数和尺度参数。形状参数 ν 代表了杂波的形状, ν 值越小杂波拖尾越严重, 而当 $\nu \rightarrow \infty$ 时, 杂波近似为高斯

杂波^[23]。服从 IG-CG 模型的杂波向量 \mathbf{c} 的幅度 $r = |\mathbf{c}| = \sqrt{\tau}|\mathbf{u}|$ 的 PDF 表达式为

$$f_r(r; \nu, b) = 2r \sqrt{\frac{2\nu}{\pi}} e^{\frac{\nu}{b}} \left(b \sqrt{1 + \frac{2r^2}{\nu}}\right)^{-3/2} K_{\frac{3}{2}}\left(\frac{\nu}{b} \sqrt{1 + \frac{2r^2}{\nu}}\right) \quad r > 0 \quad (13)$$

对于式(13)中的形状参数 ν 及尺度参数 b , 可采用 MoM 估计或 IML 估计方法得到相应的参数估计值 $\hat{\nu}$ 和 \hat{b} 。其中 MoM 估计^[23,64]方法计算简便但估计性能易受环境影响, 估计结果不稳定; 此外, 为了避免 ML 估计方法的大计算量, Shui 等^[23]推导出了 IG-CG 杂波模型下的 IML 参数估计方法, 实验证明, 该迭代方法收敛速度较快, 且估计精度很高。

当然, 上述估计方法都是假定数据样本是纯杂波数据的情况, 事实上雷达实际工作环境中海杂波的特性参数必须从包含少量异常样本的数据中进行估计。因此, 发展对异常样本稳健的参数估计方法是一个亟待解决的问题。这类问题在统计学领域很早就受到关注。例如, 针对广义 Pareto 分布, M-估计^[65]就是一个解决途径但计算量巨大。最近, 低计算复杂度的双分位点估计方法为解决这一问题提供了思路^[23]。

1.1 K 分布下最优和计算可实现的近最优检测

1.1.1 最优检测器 OKD

当纹理分量 τ 服从 Gamma 分布时, 由式(7)及式(8)可知 K 分布下似然比检测器的结构为

$$\Lambda(\mathbf{z}) = \left(\frac{q_1}{q_0}\right)^{(\nu-N)/2} \frac{K_{\nu-N}(2\sqrt{q_1/b})}{K_{\nu-N}(2\sqrt{q_0/b})} \frac{h_1}{h_0} \stackrel{H_1}{\geq} e^\tau \quad (14)$$

$$q_0 = \mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}, \quad q_1 = (\mathbf{z} - \mathbf{s})^H \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{s})$$

其中, ν 和 b 分别为杂波模型的形状参数和尺度参数; N 为脉冲累积数。

K 分布下的最优检测器 OKD 具有闭式解, 但检测统计量涉及修正的 Bessel 函数, 不是计算可实现的检测器。而且当信号的复幅度被其最大似然代替时, 判决门限与检验统计量是不可分离的, 这也加剧了其实现的难度。事实上, 实际检测问题中, 海杂波的散斑协方差矩阵 \mathbf{M} 是未知和空变的, 它要由待检测单元(CUT)周围的距离单元的纯杂波数据 z_1, \dots, z_k (参考单元)估计, 估计方法可以采用归一化采样协方差矩阵(NSCM)或者迭代 ML 估计。式(14)中的 \mathbf{M} 用其估计代替导出了自适应 OKD, 它在参考单元和 CUT 的杂波纹理分量是独立同分布(IID)时性能达到最优。

IID 纹理是一种极端的假设, 大多数实际情况下, 参考单元和 CUT 的纹理是相关的。在另一类极端假定-均匀杂波环境或者相干纹理条件下, 也就是说参考单元纹理和 CUT 的纹理是同一个随机常数。在这种情况下, 最优的自适应检测器是自适应的 OKD 检测器, 缩写为 Hom-OKD^[66]

$$\Lambda(\mathbf{z}, z_1, \dots, z_k) = \left(1 - \frac{\gamma_0}{Q_0}\right)^{\frac{\nu-N(k+1)}{2}} \frac{K_{\nu-N(k+1)}(2\sqrt{b(Q_0-\gamma_0)})}{K_{\nu-N(k+1)}(2\sqrt{bQ_0})} \frac{h_1}{h_0} \stackrel{H_1}{\geq} e^\tau$$

$$Q_0 = q_0 + \sum z_k^H \widehat{\mathbf{M}}^{-1} z_k, \quad Q_1 = q_1 + \sum z_k^H \widehat{\mathbf{M}}^{-1} z_k, \quad \gamma_0 = \left| \mathbf{p}^H \widehat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z} \right|^2 / \left| \mathbf{p}^H \widehat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{p} \right| \quad (15)$$

其中, $\hat{\mathbf{M}}$ 为从参考单元估计的散斑协方差矩阵。

由于在均匀杂波环境下, 参考单元数据不仅提供了杂波协方差矩阵的结构信息而且也提供了功率信息。这些信息的充分利用改进了检测性能。然而, 在相关纹理情况下, 最有相干检测器仍是一个需要研究的问题。

1.1.2 计算可实现近最优检测器

考虑式(16)检测器在工程实现上的困难, Shui等^[17]提出一种可实现近最优检测器, 即 α -AMF 检测器, 其具体形式为

$$\frac{\left| \mathbf{p}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z} \right|^2}{\left(\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{p} \right) \left(\mathbf{z}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{z} \right)} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} e^{\gamma} \quad \alpha = \frac{N}{N+\nu} \quad (16)$$

其中, $\hat{\mathbf{R}}$ 为杂波协方差矩阵的功率中值估计与散斑协方差矩阵 NSCM 估计的乘积。

该检测器本质上是高斯杂波下最优 MF 检测器与重拖尾杂波下渐进最优的 NMF 检测器^[67]的对数凸组合融合。其中组合系数 α 是累积脉冲数和杂波形状参数的简单函数。这样的检测器在实现上是有效的, 而检测性能几乎与 OKD 相同。融合检测思想也出现在其他文献之中^[68-69]。

图1采用S波段雷达的试验数据, 分别利用传统 MTD 方法及式(16)中的 α -AMF 检测方法对一艘木质渔船进行检测,

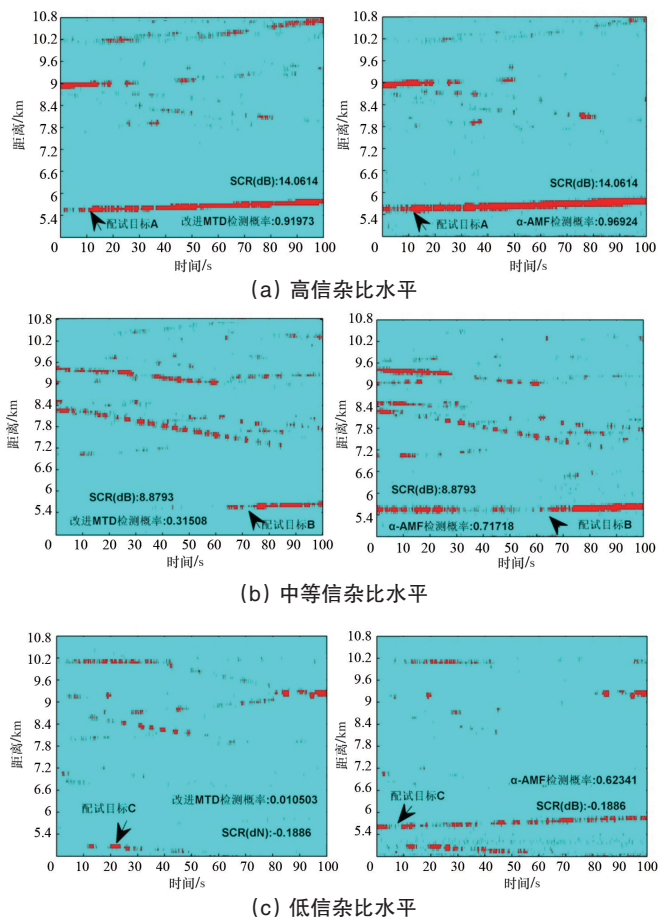


图1 不同信杂比下传统 MTD 与 α -AMF 检测性能比较

Fig. 1 Performance comparison between MTD and α -AMF under different SCRs

设定累积脉冲数 $N=15$, 参考单元数目 $K=30$, 多普勒通道虚警 $P_{fa}=10^{-5}$ 。图中适配目标位于径向距离 6 km 左右, 试验中通过配试目标沿雷达天线方向图的不同方向行进获得不同信杂比的试验数据。图1(a)为高信杂比(14 dB)时两种方法的检测概率比较, 其中 MTD 的正确检测概率为 0.91973, α -AMF 检测器正确检测概率为 0.96924, 可见高信杂比下二者检测差异不大; 图1(b)为中等信杂比(8.8 dB)时两种方法的检测概率比较, 其中 MTD 的正确检测概率为 0.31508, α -AMF 检测器正确检测概率为 0.71718, 说明中等信杂比下, α -AMF 检测器优势明显; 图1(c)为低信杂比(-0.2 dB)时两种方法的检测概率比较, MTD 几乎没有检测到目标, α -AMF 的检测概率仍保持在 0.62341 水平。背景中其他断续的航迹多数是非合作目标的航迹。实际场景的试验结果表明, 匹配于海杂波特性的近最优检测不仅解决“看得好”的能力提高问题, 而且解决了低信杂比下“看不见”的难题。

1.2 广义 Pareto 分布下的最优检测器

当纹理分量 τ 服从逆 Gamma 分布^[70-72]时, 由式(7)及(10)可知广义 Pareto 杂波模型下似然比检测器^[20]的结构为

$$\Lambda(\mathbf{z}) = \left(\frac{1/b + q_0}{1/b + q_1} \right)^{N+\nu} \frac{H_1}{H_0} e^{\gamma} \quad (17)$$

当未知的信号复幅度 α 用其估计值代替就得到广义似然比检测器

$$\frac{\left| \mathbf{p}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z} \right|^2}{\mathbf{p}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{p}} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} \left(1 - e^{-\gamma/(N+\nu)} \right) \left(\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z} + 1/b \right) \quad (18)$$

该检测器是匹配滤波器的输出与数据依赖门限进行比较, 门限正好是依赖项 q_0 的线性函数。因此其被称为广义似然比线性门限检测器 (GLRT-LTD)。其形式简单, 可以快速实现。类似于 OKD, 自适应 GLRT-LTD 在 IID 纹理假设下是最优的。

在相干纹理或者均匀杂波环境下, 最优检测器为 Hom-GLRT-LTD^[40], 具有形式

$$\frac{\left| \mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z} \right|^2}{\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{p}} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} \left(1 - \exp \left(- \frac{T}{N(K+1)+\nu} \right) \right) \left(Q_0 + \frac{1}{b} \right) \quad (19)$$

$$Q_0 = \mathbf{z}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z} + \sum z_k^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} z_k$$

这样的检测器同样结构简单, 工程实现极为方便。遗憾的是, 相关纹理情况下的最优检测器设计问题仍未解决。

1.3 IG-CG 模型下的最优检测器

当纹理分量 τ 服从逆高斯 (IG) 分布时, 由式(7)及式(12)可知 IG-CG 杂波模型下的 GLRT-IG^[26-27]的结构为

$$\left(\frac{1 - \gamma_0}{\nu/2 + q_0} \right)^{N-1/2} \frac{K_{N+1/2} \left(\frac{\nu}{b} \sqrt{1 + 2(q_0 - \gamma_0)/\nu} \right)}{K_{N+1/2} \left(\frac{\nu}{b} \sqrt{1 + 2q_0/\nu} \right)} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} e^{\gamma} \quad (20)$$

$$\gamma_0 = \frac{\left| \mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{z} \right|^2}{\mathbf{p}^H \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{p}}$$

像 OKD 一样, 其检验统计量无法写成匹配滤波器输出的

显函数并且包含第二类修正的 Bessel 函数,因此工程实现困难。GLRT-IG 检测器在 IID 纹理情况下是最优的。当参考单元和 CUT 纹理分量相干时,可以得到均匀杂波环境下的最优检测器 Hom-GLRT-IG^[41]:

$$\left(\sqrt{1 - \frac{\gamma_0}{\nu/2 + Q_0}} \right)^{-N(K+1)-1/2} \frac{K_{N(K+1)+1/2} \left(\frac{\nu}{b} \sqrt{1 + 2(Q_0 - \gamma_0)/\nu} \right)}{K_{N(K+1)+1/2} \left(\frac{\nu}{b} \sqrt{1 + 2Q_0/\nu} \right)} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} e^T \quad (21)$$

2 复合高斯杂波-噪声混合模型下近最优检测构建途径

随着海洋环境下小目标探测雷达空间分辨率的不断提高,海杂波功率水平不断下降,而由于接收机带宽的增加导致接收机噪声功率增加,此消彼长使传统低分辨率下对海雷达中可以忽略的噪声因素必须考虑。已有的检测方法^[73-87]由于设计中忽略了噪声因素而导致了必然的失配损失。

不同于纯杂波背景下的检测,海杂波加噪声背景下的目标检测问题可归结为以下二元假设问题

$$\begin{cases} H_0: z = c + n \\ H_1: z = s + c + n \end{cases} \quad (22)$$

式中, z 、 s 、 c 和 n 分别表示待检测空间分辨单元中的观测向量、目标回波向量、杂波向量和噪声向量。

噪声向量 n 服从零均值的复高斯分布并且与海杂波相互独立,噪声功率 σ^2 可以假定是预先知道的。海杂波依然用 SIRV 模型建模,海杂波加噪声的协方差矩阵满足

$$R_{\tau, \sigma, M} = E\{zz^H | H_0\} = \tau M + \sigma^2 I \quad (23)$$

接收向量在 2 个假设下的概率密度函数依然是条件高斯的,其表达式为

$$f_i(z | H_i) = \frac{1}{\pi^N} \int_0^\infty \frac{1}{|R_{\tau, \sigma, M}|} \exp(-q_i) p_\tau(\tau) d\tau \quad i=0,1 \quad (24)$$

$$q_0 = z^H |R_{\tau, \sigma, M}|^{-1} z \quad q_1 = (z-s)^H |R_{\tau, \sigma, M}|^{-1} (z-s)$$

其中, $p_\tau(\tau)$ 为纹理的概率密度函数。

假设目标信号、噪声功率、杂波散斑协方差矩阵已知,按照 Neyman-Pearson 准则,似然比检测器结构为^[14,28]

$$\Lambda(z) = \frac{f(z | H_1)}{f(z | H_0)} = \frac{\int_0^\infty |R_{\tau, \sigma, M}|^{-1} \exp(-q_1) p_\tau(\tau) d\tau}{\int_0^\infty |R_{\tau, \sigma, M}|^{-1} \exp(-q_0) p_\tau(\tau) d\tau} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} e^T \quad (25)$$

结果发现:3 种纹理模型下上面的最优检测都难以从积分形式的解转化为像 OKD 那样的闭式解或 GLRT-LTD 那样的显式解。因此,从应用的角度看,(25)式的广义积分形式检测器几乎没有解决任何问题。

2.1 K+N 模型下的融合检测器

下面是 K+N 模型下计算可实现近最优相干检测器实现途径的探索。Watts^[31]指出,K+N 干扰按照 K 分布进行形状参数估计时,可以得到等效的形状参数

$$\nu_c = \nu \left(1 + \frac{1}{CNR} \right) \quad (26)$$

其中, ν 为 K 分布杂波的形状参数;杂噪比 $CNR = (\nu b) / \sigma^2$, b 为 K 分布杂波的尺度参数; σ^2 为噪声方差。

用式(26)中的等效形状参数 ν_c 代替 α -AMF 中的形状参数,可以得到一个 K+N 模型下近最优的相干检测器

$$\frac{|p^H \hat{R}^{-1} z|^2}{(p^H \hat{R}^{-1} p) \left(z^H \hat{R}^{-1} z \right)^{\frac{N}{N+\nu_c}}} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} e^T \quad (27)$$

该检测器计算简单,检测性能上相较已有的自适应检测器性能有改善,特别是能按杂噪比调整检测器的结构参数。式(27)作为 K+N 模型下的等效形参检测器,计算形式简便且在噪声占优检测背景下检测性能有较大改善。图 2 是等效形状参数 α -AMF 与 AMF^[9]、ANMF^[63]及数值积分实现的 OKGD 检测器^[12,26]在白 K 分布杂波加高斯噪声下的检测性能对比。其中实验中设定杂波形状参数 $\nu=0.5$,脉冲数 $N=8$,虚警概率 $P_{fa}=10^{-3}$ 且信杂噪比固定在 3,杂噪比从 -15 dB 变到 15 dB。基于等效形状参数的 α -AMF 在所有杂噪比下保持了好的检测性能,整体性能明显优于 AMF 和 ANMF,甚至可以达到比数值积分实现的 OKGD 稍好的性能。广义积分的数值实现误差和目标回波幅度的最大似然估计使得 OKGD 丧失了性能上的最优性。

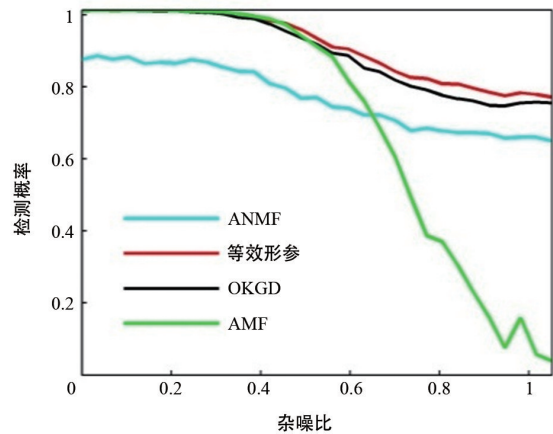


图 2 等效形状参数 α -AMF 在 K+N 模型下检测性能对比
Fig. 2 Performance comparison of α -AMF with shape parameter ν_c for K+N model

等效形状参数本身就是一种模型失配的产物,有一定的性能损失是必然的。为了减小性能损失,采用 Shui 等^[17]的融合检测思想,基于杂噪比水平把白高斯噪声下最优的 AMF 检测器与 K 分布杂波下近最优的 α -AMF 按照几何加权平均的形式相融合,得到如下融合检测器

$$\frac{|p^H \hat{R}^{-1} z|^2}{(p^H \hat{R}^{-1} p) \left(1 + CNR^2 \left(z^H \hat{R}^{-1} z \right)^{\frac{N}{N+\nu}} \right)} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} T \quad (28)$$

其中, \hat{R} 为从参考单元的杂波加噪声数据估计的噪声加杂波的协方差矩阵。

CNR 是杂波和噪声混合的杂噪比,在白 K 分布杂波情况

下其与多普勒导向矢量的多普勒频率无关,当K分布杂波是非白时,其依赖于K分布杂波的多普勒功率谱,是多普勒依赖的。融合检测器的优点在于:杂噪比很大时,检测器趋向K分布杂波下近最优的 α -AMF检测器,杂噪比很小时,其趋向于高斯噪声下最优的AMF检测器。

图3是在和图2相同条件下,AMF检测器^[9]、 α -AMF检测器^[15]、融合检测器及数值积分实现的OKGD检测器^[12,26]的性能对比。可以看出,几何平均融合检测不同杂噪比下都能获得好的检测性能。当然,这里的融合基于经验公式,也可以通过理论和经验分析,提出和发展新的融合规则和经验公式,改善性能和增加性能的稳定性。

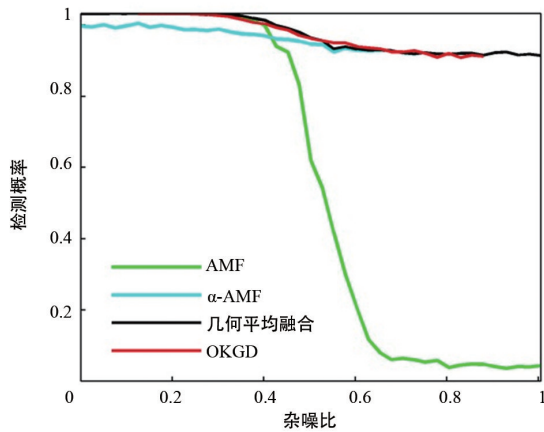


图3 几何融合检测器与其他检测器性能比较

Fig. 3 Performance comparison of geometrical merging detection for K+N model

2.2 P+N模型下的融合检测器

类似地,在广义Pareto分布杂波加高斯白噪声的情况下,可以把高斯噪声下的AMF检测器与广义Pareto分布杂波下的最优检测器GLRT-LTD相融合,得到如下形式的P+N下的融合检测器

$$\frac{|p^H \hat{R}^{-1} z|^2}{(p^H \hat{R}^{-1} p) \left(1 + \text{CNR}^2 \left(z^H \hat{R}^{-1} z + 1/b \right)^{N/(N+\nu)} \right)} \stackrel{H_1}{\geq} T \quad (29)$$

其中, \hat{R} 为杂波加噪声的协方差矩阵估计。

该检测器仍然不同杂噪比下都可得到很好的检测性能。而对于逆高斯纹理的海杂波模型,由于本身缺乏在纯杂波条件的计算可实现的最优或者近似最优的相干检测器,因此,IG-CG杂波加高斯白噪声(IG-CG+N)模型下的近最优检测器构建,首先要解决IG-CG模型下计算可实现近最优检测器的构建问题。

3 近最优相干检测工程实现与发展趋势

最优或近最优相干检测在工程实现中,检测方法的最优性、可实现性、海杂波特性参数的可感知性是3个必须考虑的因素。最优性是检测器方法追求的目标,可实现性是其发挥

效能的“门槛”,而海杂波特性参数的可感知性是其使用的条件。实际问题中往往三者难以同时达到,须在三者之间进行某种折中,折中的基本原则是“跨过门槛,精细感知,接近最优”。近年来,随着雷达信号和信息获取能力、数据存储空间、数值计算能力的大幅度提升,匹配于杂波空变特性的“全场景恒虚警最优检测”的工程实现已经具备了条件。图4是以海岸警戒雷达对海舰船探测为背景的一个“全场景恒虚警最优检测”工程实现基本框架。

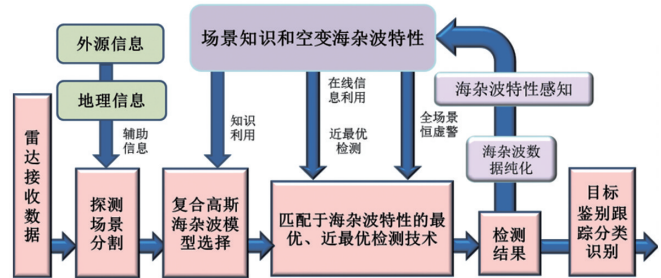


图4 岸基对海警戒雷达“匹配于海杂波特性的全场景最优检测”工程实现基本框架

Fig. 4 Basic framework of full scene optimal detection matched with sea clutter characteristics

由于海杂波特性随着海况、擦地角、海洋环境等众多因素变换,本质上其符合空时变的复合高斯分布模型,模型参数是空变和时变的。为实现最优或近最优相关检测,海杂波空变、时变的特性参数需要被实时感知。因此,上述实现框架包含了2个核心模块,最优或近最优检测模块和海杂波空变特性在线感知模块。最优检测性能和全场景恒虚警实现的关键,是海杂波空变特性参数的在线感知和海杂波模型的正确选择。模型选择依赖于随着空间、时间慢变的探测场景信息(称为知识)和基于大量数据的经验累积,具体到雷达,也就是工作模式选择,不同的海杂波模型采用不同的检测方法。在正确模型选择的基础上,海杂波特性参数用于获得空变的恒虚警门限和控制最优/近最优检测器。在海杂波特性感知方面,需要利用在线雷达数据剔除目标回波后进行递归估计,以便跟踪海杂波特性参数随时间的变化。另外对海警戒雷达工作在海-陆-岛礁并存的复杂近海区域,探测场景的海-陆-岛礁分割对于濒海区域和岛礁附近区域的检测性能改善作用很大。为了能够使得上面的工程方案能够付诸实践,在检测方法和海杂波特性感知方法方面还需要开展相应的研究工作。

3.1 复合高斯加噪声混合模型下的计算可实现检测器设计

对于海高分辨率测速雷达,CG+N的杂波+噪声混合模型是目标检测的常态,直接的最优检测器无法工程实现。有下面3个可能的途径获得计算可实现的最优检测器。1) 融合型检测器设计:高斯噪声或复合高斯杂波单一背景下,大多数情况下最优或近最优计算可实现的检测器是存在的,两者的融合可以获得计算可实现的最优检测器。本研究组

前期的初步研究已经表明了这种途径的可行性。而融合策略和融合规则如何摆脱经验公式的局限是研究突破的关键。2) CG+N下的多普勒域分段检测途径:当雷达相干累积时间较长,如对海洋小目标探测的泛探雷达(ubiquitous radars)^[88]等,雷达回波高分辨率的多普勒谱把多普勒域划分为明确的海杂波占优区域、噪声占优区域及海杂波和噪声混合区域。因此,可以在噪声区采用AMF检测器,在杂波区采用最优或者近最优检测器,在混合区采用融合型检测器。由于海杂波的多普勒功率谱一般是空间、时间慢变的,因此该实现途径需要借助海杂波谱动态感知技术辅助。3) 数值积分近似实现途径:随着雷达硬件计算和存储能力的不断提升,从最优检测器的广义积分形式(25)的Monte-Carlo积分,实现获得检测器近似是一个直接途径。其难点在于如何转化其中的无穷限广义积分为有限区间上的积分加以数值积分实现。而计算精度和实时处理之间的折中是另外一个难点。

3.2 相关纹理条件下的最优相干检测问题

在目前的最优相干检测方法研究中,主要考虑独立同分布纹理和相干纹理两种极端情况下最优相干检测器的设计。事实上,随着雷达空间分辨率的提高,海杂波功率的涌浪入射角调制效应越来越明显。因此,复合高斯模型中,纹理在CUT和周围的参考单元之间既不独立同分布,也不相干。纹理在邻近的空间分辨单元之间的特性介于两个极端情况之间,是相关的。海杂波相关纹理或空间相关性的建模、纹理相关模型的参数估计、相关纹理条件下的最优相干检测方法的研究都是远未开展的研究课题。但该研究对实际应用的确相当重要。由于海战场探测中面对的“隐身舰船”和各种类型“低、慢、小”目标回波弱,发现目标属于临界信杂噪比下的检测问题,每个信号处理环节潜能的挖掘都很重要。

3.3 空时变海杂波特性的精细化感知方法

最优检测器的一个显著特点是,检测性能对海杂波的模式选择和特性参数很敏感。在模型失配或者特性参数估计误差较大时,不仅检测器的最优性丧失,而且性能会急剧下降。因此,最优检测的必要前提是海杂波模型的正确选择和特性参数的精确感知。由于海杂波与众多因素相关,表现处理杂波特性参数的空变性和时变性。其空变、时变特性参数的感知将遭遇“本性小样本”、“异常散射单元干扰”等多个不利因素的影响。因此,如何结合目前大数据学习、递归Bayesian感知等理论和方法,完成海杂波特性的在线精细感知,是最优相干检测发挥作用的前提。

4 结论

以海杂波背景下的运动目标相干检测为背景,回顾了3种海杂波复合高斯模型下最优相干检测的研究现状和成果。针对复合高斯杂波加高斯噪声背景下的研究现状,给出了本研究组的研究结果,其中K+N模型下的等效形参及几何

融合方法均显示了较好的检测性能,P+N模型下的融合检测也具有简便且易实现的表达式。最后,对于最优相干检测技术在海战场探测中应用的潜在研究方向进行了讨论,未来实现全场景的精细化感知将是提升雷达对海有效探测的关键技术,在此基础上进行的杂波与噪声混合模型检测器设计以及相干纹理条件下最优检测的实现都具有很重要的研究价值。

参考文献(References)

- [1] Conte E, Maio A D, Galdi C. Statistical analysis of real clutter at different range resolutions[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(3): 903-918.
- [2] Ward K D, Baker C J, Watts S. Maritime surveillance radar, Part I: Radar scattering from the ocean surface[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 1990, 137(2): 51-62.
- [3] Maria G, Fulvio G, Muralidhar R. Statistical analysis of measured polarimetric clutter data at different resolutions[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 2006, 153(6): 473-481.
- [4] Maria G, Fulvio G, Muralidhar R, et al. Impact of the sea clutter nonstationarity on disturbance covariance matrix estimation and CFAR detector performance[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(6): 1502-1513.
- [5] Ward K, Tough R, Watts S. Sea clutter: Scattering, the K distribution and radar performance[M]. 2nd edition. London: The Institution of Engineering and Technology, 2013: 17-55.
- [6] 张玉石, 许心瑜, 尹雅磊, 等. L波段小擦地角海杂波幅度统计特性研究[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(5): 1044-1048.
Zhang Yushi, Xu Xinyu, Yin Yalei, et al. Research on amplitude statistics of L-band low grazing angle sea clutter[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(5): 1044-1048.
- [7] Sangston K J, Gini F, Greco M V, et al. Structures of radar detection in compound-Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(2): 445-458.
- [8] 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 Bayesian framework[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(7): 1555-1561.
- [9] Haykin S. The McMaster IPIX radar sea clutter database in 1993[EB/OL]. [2017-09-01]. <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>.
- [10] The Defence, Peace, Safety and Security Unit of the Council for Scientific and Industrial Research. The Fynmeet radar database[EB/OL]. [2017-09-01]. http://www.csir.co.za/small_boat_detection.
- [11] Robey F C, Fuhrmann D R, Kelly E J, et al. A CFAR adaptive matched filter detector[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(1): 208-216.
- [12] 时艳玲. 高距离分辨率海杂波背景下目标检测方法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
Shi Yanling. Target detection methods in high range resolution sea clutter[D]. Xi'an: Xidian University, 2011.
- [13] 张波. 海杂波环境下弱小目标检测方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
Zhang Bo. Research on weak target detection algorithm in sea-clutter environment[D]. Xi'an: Xidian University, 2013.

- [14] Gini F, Greco M V, Farina A, et al. Optimum and mismatched detection against K-distributed plus Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(3): 860-876.
- [15] Dong Y. Optimal coherent radar detection in a K-distributed clutter environment[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2012, 6(5): 283-292.
- [16] Milton A, Stegun I A. Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical tables[M]. New York: Dover, 1972.
- [17] Shui P L, Liu M, Xu S W. Shape-parameter dependent coherent radar target detection in K-distributed clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(1): 451-465.
- [18] Balleri A, Nehorai A, Wang J. Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 775-779.
- [19] De A, Farina A, Foglia G. Knowledge-aided Bayesian radar detectors & their application to live data[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 170-183.
- [20] Sangston K J, Gini F, Greco M V. Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 64-77.
- [21] Mezache A, Chalabi I, Soltani F, et al. Estimating the Pareto plus noise distribution parameters using non-integer order moments and $[\text{zlog}(z)]$ approaches[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2016, 10(1): 192-204.
- [22] Ollila E, Tyler D E, Koivunen V, et al. Compound-Gaussian clutter modeling with an inverse Gaussian texture distribution[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(12): 876-879.
- [23] Shui P L, Shi L X, Yu H, et al. Iterative maximum likelihood and outlier-robust bipercenile estimation of parameters of compound-Gaussian clutter with inverse Gaussian texture[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(11): 1572-1576.
- [24] 闫亮, 孙培林, 易磊, 等. 基于逆高斯分布的复合高斯海杂波建模研究[J]. 雷达学报, 2013, 2(4): 461-465.
Yan Liang, Sun Peilin, Yi Lei, et al. Modeling of compound-Gaussian sea clutter based on an inverse Gaussian distribution[J]. Journal of Radars, 2013, 2(4): 461-465.
- [25] Mezache A, Soltani F, Sahed M, et al. Model for non-rayleigh clutter amplitudes using compound inverse Gaussian distribution: An experimental analysis[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 51(1): 142-153.
- [26] Gao Y C, Liao G S, Zhu S Q. Adaptive signal detection in compound-Gaussian clutter with inverse Gaussian texture[C]//14th International Radar Symposium (IRS). Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 935-940.
- [27] Xu S W, Xue J, Shui P L. Adaptive detection of range-spread targets in compound Gaussian clutter with the square root of inverse Gaussian texture[J]. Digital Signal Processing, 2016, 56: 132-139.
- [28] Gini F. Suboptimal coherent radar detection in a mixture of K-distributed and Gaussian clutter[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 1997, 144(1): 39-48.
- [29] Blacknell D, Tough R J A. Parameter estimation for the K-distribution based on $[\text{zlog}(z)]$ [J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 2001, 148(6): 309-312.
- [30] Lombardo P, Oliver C J, Tough R J A. Effect of noise on order parameter estimation for K-distributed clutter[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 1995, 142(1): 33-40.
- [31] Watts S. Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1987, 23(1): 40-45.
- [32] Redding N J. Estimating the parameters of the K distribution in the intensity domain: DSTO-TR-0839[R/OL]. [2017-09-01]. <http://dspace.dsto.defence.gov.au/dspace/handle/1947/4203>.
- [33] Weinberg G V. Asymptotic performance of the geometric mean detector in Pareto distributed clutter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(11): 1538-1542.
- [34] Li D C, Shui P L. Floating small target detection in sea clutter via normalized Doppler power spectrum[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2016, 10(4): 699-706.
- [35] 刘明, 水鹏朗. 基于功率中值和归一化采样协方差矩阵的自适应匹配率波检测器[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(6): 1395-1401.
Liu Ming, Shui Penglang. Adaptive matched filter detector based on power median and normalized sample covariance matrix[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(6): 1395-1401.
- [36] Ward K D, Baker C J, Watts S. Maritime surveillance radar. Part I: Radar scattering from the ocean surface[J]. IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing, 1990, 137(2): 51-62.
- [37] Moya J C, Menoyo J G, Lopez A A, et al. Statistical analysis of a high-resolution sea-clutter database[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(4): 2024-2037.
- [38] Conte E, Longo M. Characterisation of radar clutter as a spherically invariant random process[J]. IEE Proceeding, 1987, 134(2): 191-197.
- [39] Rangaswamy M, Weiner D D, Ozturk A. Non-Gaussian vector identification using spherically invariant random processes[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(1): 111-124.
- [40] 施赛楠, 水鹏朗, 刘明. 基于复合高斯杂波纹理结构的相干检测[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 1969-1976.
Shi Sainan, Shui Penglang, Liu Ming. Coherent detection based on texture structure in compound-Gaussian clutter[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(8): 1969-1976.
- [41] 施赛楠, 水鹏朗, 杨春娇, 等. 基于逆高斯纹理空间相关性的雷达目标检测[J/OL]. (2017-05-27)[2017-10-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20170527.0909.006.html>.
Shi Sainan, Shui Penglang, Yang Chunjiao, et al. Radar target detection based on spatial correlation of inverse-Gaussian texture[J/OL]. (2017-05-27)[2017-10-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20170527.0909.006.html>.
- [42] Emmanuelle J, Ovarlez J P, Declercq D, et al. BORD: Bayesian optimum radar detector[J]. Signal Processing, 2003, 83(6): 1151-1162.
- [43] Gini F, Greco M. Covariance matrix estimation for CFAR detection in colored heavy tailed clutter[J]. Signal Processing, 2002, 82(12): 1847-1859.
- [44] 刘明. 海杂波中微弱运动目标自适应检测方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2016.
Liu Ming. Research on adaptive detection methods of weak moving targets in sea clutter[D]. Xi'an: Xidian University, 2016.
- [45] Jakeman E, Tough R J A. Generalized K distribution: A statistical model for weak scattering [J]. Journal of the Optical Society. of America, 1987, 4(9): 1764-1772.
- [46] Jakeman E, Pusey P N. A model for Non-Rayleigh sea echo[J]. IEEE Transactions on Antennas Propagation, 1976, 24(6): 806-814.
- [47] Jakeman E, Pusey P N. On the statistics of K-distributed noise[J]. Royal Signals and Radar Establishment, 1980, 13: 31-48.
- [48] Iskander D R, Zoubir A M. Estimation of the parameters of the K-distribution using higher order and fractional moments[J]. IEEE Transac-

- tions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(4): 1453–1457.
- [49] Joughin I R, Percival D P, Winebrenner D P. Maximum likelihood estimation of K distribution for SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(5): 989–999.
- [50] Yueh S H, Kong J A, Jao J K, et al. K distribution and polarimetric terrain radar clutter[J]. Journal of Electromagnetic Waves and Applications, 1989, 3(8): 747–768.
- [51] Yueh S H, Kong J A, Jao J K, et al. K-distribution and multi-frequency polarimetric terrain radar clutter[J]. Journal of Electromagnetic Waves and Applications, 1991, 5(1): 1–15.
- [52] Oliver C J. Information from SAR images[J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 1991(24): 1493–1514.
- [53] Yueh S H, Kong J A, Shin R T. Statistical modeling for polarimetric remote sensing of earth terrain[C]. International Geoscience & Remote Sensing Symposium. Piscataway, NJ: IEEE, 1990: 157–160.
- [54] Raghavan R S. A method for estimating parameters of K-distributed clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1991, 27(2): 238–246.
- [55] Gradshteyn I S, Ryzhik L M. Table of integrals, series, and products [M]. San Diego: Academic, 1980.
- [56] Shui P L, Liu M. Subband adaptive GLRT-LTD for weak moving targets in sea clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(1): 423–437.
- [57] Bustos O H, Lucini M M, Frery A C. M-estimators of roughness and scale for modeled SAR imagery[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2002(1): 297–349.
- [58] Frery A C, Muller H J, Yanasse C C F, et al. A model for extremely heterogeneous clutter[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 648–659.
- [59] Feng J, Cao A, Pi Y. Multiphase SAR image segmentation with G0-statistical-model-based active contours[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(7): 4190–4199.
- [60] Allende H, Frery A C, Galbiati J, et al. M-estimators with asymmetric influence functions: The G_0 distribution case[J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2006, 76(11): 941–956.
- [61] Barnard T J, Khan F. Statistical normalization of spherically invariant non-Gaussian clutter[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(2): 303–309.
- [62] Gini F, Greco M. Texture modelling, estimation and validation using measured sea clutter data[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 2002, 149(3): 115–124.
- [63] Farina A, Gini F, Greco M V, et al. High resolution sea clutter data: Statistical analysis of recorded live data[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 1997, 144(3): 121–130.
- [64] Yu H, Shui P L, Huang Y T. Low-order moment-based estimation of shape parameter of CGIG clutter model[J]. Electronics Letters, 2016, 52(18): 1561–1562.
- [65] Bustos O H, Lucini M M, Frery A C. M-estimators of roughness and scale for G^0 -modelled SAR imagery[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2002, doi: 10.1155/S1110865702000392.
- [66] Shi S N, Shui P L. Optimum coherent detection in homogenous K-distributed clutter[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2016, 10(8): 1477–1484.
- [67] Conte E, Lops M, Ricci G. Asymptotically optimum radar detection in compound Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(2): 617–625.
- [68] Mahot M, Forster P, Pascal F, et al. Asymptotic properties of robust covariance matrix estimates [J]. IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-sensor Adaptive Processing, 2013, 61(13): 3348–3356.
- [69] Richmond C D. Performance of the adaptive sidelobe blanker detection algorithm in homogeneous environments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(5): 1235–1247.
- [70] Zhao Y N, Pang XY, Yin B. Adaptive radar detection for targets in compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture[C]//Proceedings of the IET International Radar Conference. London: The Institution of Engineering and Technology, 2013: 1–4.
- [71] Moya J C, Menoyo J G, Lopoez AA, et al. Small target detection in high resolution heterog- eneous sea clutter: An empirical analysis[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 1880–1898.
- [72] Chen X L, Cai Y, Cai F Q. Application of the sparse decomposition to micro motion target detection embedded in sea clutter[C]//2013 International Conference on Radar. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 163–166.
- [73] Zhao Z J, Xu R L, Huang Y, et al. New nonparametric detectors under K-distributed Sea clutter in radar applications[C]//2011 IEEE CIE International Conference on Radar. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1752–1755.
- [74] Conte E, Lops M, Ricci G. Adaptive detection schemes in compound-Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(3): 1058–1069.
- [75] Bidon S, Besson O, Tournet J Y. A Bayesian approach to adaptive detection in nonhomogeneous environments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 205–217.
- [76] Conte E, Maio A D, Farina A. Design and analysis of a knowledge-aided radar detector for Doppler processing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1058–1079.
- [77] Zhang Y, Qian S, Thayaparan T. Detection of a maneuvering air target in strong sea clutter via joint time-frequency representation[J]. IET Signal Process, 2008, 2(3): 216–222.
- [78] Guan J, Chen X L, Huang Y. Adaptive fractional Fourier transform-based detection algorithm for moving target in heavy sea clutter[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2012, 6(5): 389–401.
- [79] Moya J C, Maio A D, Menoyo J G. High resolution sea clutter and maritime target data: Experimental performance of distributed target coherent detectors[C]//IEEE Radar conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 383–388.
- [80] Vakily V T, Vahedi M. Sea clutter modeling improvement and target detection by tsallis distribution[C]. International conference on digital object identifier. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 715–719.
- [81] Farina A, Gini F, Greco M V. Optimum and sub-optimum coherent radar detection in compound Gaussian clutter: A data dependent threshold interpretation[C]//IEEE 1996 national radar conference. Piscataway, NJ: IEEE, 1996: 160–165.
- [82] Shi Y L, Shui P L. Target detection in high-resolution sea clutter via block-adaptive clutter suppression[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(1): 48–57.
- [83] Liu J Y, Meng H D. Radar sea clutter suppression and target detection with α - β - γ filter[C]//9th International conference on Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 2376–2379.
- [84] Greco M, Gini F, Rangaswamy M, et al. Non-stationary sea clutter: Impact on disturbance covariance matrix estimate and detector CFAR[C]//

- International conference on Radar. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 558–562.
- [85] Jin Y W. A CFAR adaptive subspace detector for second-order Gaussian signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(3): 871–884.
- [86] Van Cao T T. Design of low-loss CFAR detectors[C]//International Conference on Radar. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 712–717.
- [87] Chen S J, Kong L J, Yang J Y. Adaptive detection in compound-Gaussian clutter with partially correlated texture[C]//Proceeding of the 2013 IEEE Radar Conference. Piscataway, NJ: IEEE 2013: 1–5.
- [88] Carta P, Galati G, Piracci E G, et al. Implementation of the ubiquitous radar concept with a conformal array[C]//2015 European Radar Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2015.

Development of optimum coherent detection in compound-Gaussian sea clutter models

YU Han, SHUI Penglang, SHI Sainan, YANG Chunjiao

National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract Unlike the radar target detection in a noise background, for the target detection in the background of the sea clutter, the increase of the transmitting power would not bring about a significant performance improvement and thus a refined modeling of the sea clutter and a full exploitation of the characteristics of the sea clutter become very important to improve the performance of the target detection in the background of the sea clutter. The compound-Gaussian model is a widely recognized model to characterize the sea clutter, which provides a powerful tool to implement a refined description of the sea clutter. Moreover, the related optimum detection theory and methods with regard to this model provide the technique for improving the target detection performance in the background of the sea clutter. This paper reviews three compound-Gaussian sea clutter models, including the K distribution, the generalized Pareto distribution and the inverse Gaussian texture and the existing optimum coherent detection and the near-optimum coherent detection with these models. The current development of the optimum coherent detection in the compound-Gaussian clutter plus noise is addressed and their 'bottleneck' in practical applications is analyzed. At last, we discuss several possible approaches to develop near-optimum and computationally implementable detection methods.

Keywords sea clutter; compound-Gaussian model; optimum coherent detection; near-optimal coherent detection; computationally implementable detection method

(编辑 王志敏)