

海杂波背景下的组合自适应 GLRT-LTD

刘明* 水鹏朗

(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: 为了检测海杂波背景下的微弱运动目标, 相干检测器通常需要作长时间的累积。然而, 长时累积条件下的目标多普勒频率的扩散和幅度的起伏以及海杂波空间非均匀性对参考单元数目的限制导致传统的自适应检测器没法工作。注意到逆伽马(IG)纹理的复合高斯分布(CGD)可以很好地描述海杂波和目标的瞬时频率是时间的慢变函数, 该文提出一种组合自适应检测器, 即组合自适应广义似然比线性门限检测器(CA-GLRT-LTD), 它由自适应 GLRT-LTD 在几个连续的短的累积间隔上的最大响应的乘积的构成。由于 GLRT-LTD 对 IG 纹理的复合高斯杂波的最优性, 该检测器相比组合自适应归一化匹配滤波(CANMF)检测器具有更好的检测性能。

关键词: 目标检测; 长时累积; 逆伽马纹理; 海杂波; 组合自适应广义似然比线性门限检测器。

中图分类号: TN959.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)12-2984-07

DOI: 10.11999/JEIT150588

Combined Adaptive GLRT-LTD against Sea Clutter

Liu Ming Shui Peng-lang

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

Abstract: Long integration is often required to detect weak moving target in sea clutter. However, the Doppler frequency spread and amplitude fluctuation in long integration and limited reference cells resulting from spatial non-homogeneity of sea clutter make the traditional adaptive detector work badly. By observing that the Compound Gaussian Distribution (CGD) with Inverse Gamma (IG) texture gives a good fit to sea clutter and the instantaneous frequency is slowly varying, a combined adaptive detector, namely the Combined Adaptive Generalized Likelihood Ratio Test-Linear Threshold Detector (CA-GLRT-LTD), is proposed in the paper, which consists of the product of the maximal response of the adaptive GLRT-LTD in several continuous short integration intervals. Owing to the optimality of the GLRT-LTD for CG clutter with IG texture, the proposed detector obtains better performance than the Combined Adaptive Normalized Matched Filter (CANMF) detector.

Key words: Target detection; Long integration; Inverse Gamma (IG) texture; Sea clutter; Combined Adaptive Generalized Likelihood Ratio Test-Linear Threshold Detector (CA-GLRT-LTD)

1 引言

海杂波背景下的微弱运动目标检测问题一直以来都是一个热点问题^[1-4], 这与它的应用前景是分不开的。由于高分辨率海杂波序列中出现了一定数目的海尖峰分量(幅度巨大的异常样本), 它的统计特性明显偏离高斯假设或者幅度分布出现显著的重拖尾现象, 从而造成传统检测器(高斯背景下)对微弱目标的漏检现象, 严重影响了检测器的性能^[5]。为了改善这种情形, 不仅需要确定海杂波的可靠的统计模型, 而且需要根据海杂波的统计模型和目标信号

的特性设计合适的检测器^[6]。

对于雷达高分辨率或低擦地角条件下的海杂波的统计特性, 文献[7]分析了不同条件下 IPIX(Ice multi-Parameter Imaging X)雷达获得的海杂波数据, 并指出雷达距离分辨率或极化方式会影响海杂波的统计特性; 文献[8]分析了不同波高和风向条件下几种常见的经典统计分布模型以及典型参数的 Pareto 分布对 L 波段小擦地角海杂波数据的拟合效果, 为实际雷达目标检测中的海杂波建模提供参考依据。虽然不同条件下的海杂波数据的杂波幅度分布的具体形式也可能不同, 但它们的幅度分布几乎都可以看作是来复合高斯杂波模型。根据复合高斯杂波模型, 杂波向量可以被建模为非负的纹理分量与复高斯分布的散斑分量的乘积。通常来讲, 纹理分量在几个相干处理时间间隔内是可以被看作是

收稿日期: 2015-05-18; 改回日期: 2015-09-02; 网络出版: 2015-11-01

*通信作者: 刘明 mingliu1608@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61271295)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61271295)

一个常数^[9]。因此,在这种纹理假设下,复合高斯杂波模型退化为球不变随机向量(Spherical Invariant Random Vector, SIRV)模型。可以证明,现有的杂波幅度分布模型几乎都是 SIRV 模型下的特例,文献[10]给出了几种常见杂波幅度分布与 SIRV 模型之间的对应关系以及基于 SIRV 模型的不同分布的杂波的仿真方法。

当纹理服从 Gamma 分布时,杂波即为 K 分布杂波。在 K 杂波背景下,最优的检测器称为 OKD (Optimum K-distributed Detector)^[11]。虽然巨大的计算量代价限制了 OKD 的广泛应用,但这并不影响对 OKD 的特性的研究,文献[12]指出:当海尖峰与正常杂波的相关特性相同时,海尖峰分量并不会引起 OKD 更多的虚警。当纹理服从逆伽马(Inverse Gamma, IG)分布时(纹理的倒数服从 Gamma 分布),对应的杂波强度的分布是广义的 Pareto 分布,而该杂波背景下最优的检测器称为 GLRT-LTD (Generalized Likely Ratio Test-Linear Threshold Detector)^[13]。与 OKD 相比, GLRT-LTD 的检测统计量具有简洁的表示式,这为它能够在实际检测问题中的应用创造条件。该文就以 IG 纹理的复合高斯分布(Compound Gaussian Distribution, CGD)对海杂波进行建模,提出一种适用于长时累积条件下的海杂波背景下的微弱运动目标的自适应检测方法。

关于 IG 纹理的复合高斯杂波的研究工作如今已经有很多,如文献[13,14]验证了 IG 纹理的复合高斯模型对实测数据的有效性,同时分别给出了模型的形状参数和尺度参数的矩估计方法和最大似然估计方法;文献[15]给出了杂波的散斑协方差矩阵的最大似然估计方法;文献[16]推导了基于 IG 纹理的知识辅助检测器在先验模型参数失配条件下的虚警概率, Swerling-I 型目标的检测概率的计算公式;文献[17]分析了基于归一化样本协方差矩阵的自适应 GLRT-LTD 的恒虚警特性。然而,在这些与目标检测有关问题中,更多考虑的是杂波的统计特性,而目标信号只是简单地被建模为导向向量和未知复数的乘积模型。

实际上,目标信号也只有数十个毫秒的时间内才可以被建模为乘积模型。然而,对于海面上的微弱运动目标的检测问题,检测器通常需要累积足够的脉冲以便抑制杂波,再加上目标的机动性以及受海浪和风速等因素的影响,长时累积时的目标信号的幅度调制和多普勒频率扩散不可避免,目标信号的能量会集中在某几个连续的多普勒通道中。此外,受海杂波空间非均匀性的影响,长时累积时所需要的参考单元数目往往小于脉冲累积数目。因此,

在这种情形下是没有办法直接使用任何的传统自适应检测方法。为了可以利用长时累积带来的信号增益,同时很好地匹配杂波和目标的特性,该文提出组合自适应 GLRT-LTD 的检测方法 CA-GLRT-LTD。与文献[18]的方法类似, CA-GLRT-LTD 的检测统计量由几个连续的短的时间间隔上的自适应 GLRT-LTD 的检测统计量的最大值的乘积构成。当目标信号的多普勒频率在这几个短的时间间隔上变化时,使用 CA-GLRT-LTD 可以判断待测单元中是否含有目标信号。

本文其余章节安排如下,第2节简要介绍 IG 纹理的复合高斯模型;在 IG 纹理的复合高斯杂波假设下,第3节提出一种适用于长时累积条件下的海杂波背景下的微弱运动目标的 CA-GLRT-LTD 的检测方法;第4节采用实测数据,通过与组合自适应归一化匹配滤波(ANMF)检测器作对比,验证所提出方法的有效性并在仿真数据条件下研究了所提检测器在 K 杂波背景下的性能损失;第5节总结全文。

2 杂波模型

实验表明,海杂波可以采用复合高斯模型进行很好的描述^[7-9]。复合高斯杂波模型将海杂波看作两个独立分量(散斑分量和纹理分量)的乘积模型:

$$\mathbf{c} = \sqrt{\tau} \mathbf{x} \quad (1)$$

其中, τ 称为纹理分量,它的取值与雷达入射角、场景大尺度变化有关,代表了雷达后向散射局部功率的大小; \mathbf{x} 称为散斑分量,它是 N 维零均值、协方差矩阵为 \mathbf{R} 的复的圆高斯随机向量,它与雷达和场景间相对位置和相对运动有关,反映的是雷达接收机的相关特性。对于式(1)的 CGD 杂波,其概率密度函数为

$$\left. \begin{aligned} f(\mathbf{c}) &= \int_0^{\infty} f_{\text{clr}}(\mathbf{c} | \tau) f_{\tau}(\tau) d\tau \\ f_{\text{clr}}(\mathbf{c} | \tau) &= \frac{1}{|\pi \mathbf{R}| \tau^N} \exp\left\{-\frac{\mathbf{c}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{c}}{\tau}\right\} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中, $f_{\text{clr}}(\mathbf{c} | \tau)$ 是杂波向量的条件概率分布, $f_{\tau}(\tau)$ 是纹理的概率密度函数。对于服从 IG 分布的纹理,即

$$f_{\tau}(\tau) = \frac{1}{\Gamma(\lambda)} \left(\frac{\lambda}{\eta}\right)^{\lambda} \tau^{-\lambda-1} \exp\left\{-\frac{\lambda}{\eta\tau}\right\} \quad (3)$$

其中, λ, η 分别表示纹理分布的形状参数和尺度参数。将式(3)代入式(2)得到杂波向量的概率密度函数为

$$f(\mathbf{c}) = \frac{1}{\pi^N |\mathbf{R}|} \frac{\Gamma(N + \lambda)}{\Gamma(\lambda)} \left(\frac{\lambda}{\eta}\right)^{\lambda} \left(\frac{\lambda}{\eta} + \mathbf{c}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{c}\right)^{-(N + \lambda)} \quad (4)$$

式(4)表示自由度为 λ 复的 N 元 t 分布,关于它的有效性,文献[12,13]均采用实测海杂波数据对此做过

验证。由式(4)易知, IG 纹理的 CGD 背景下的最优 GLRT-LTD 的匹配滤波形式为

$$\left. \begin{aligned} & \frac{\left| \mathbf{p}_0^H(f_d) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} \right|^2}{\left(\mathbf{p}_0^H(f_d) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p}_0(f_d) \right) (\lambda / \eta + \mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z})} \\ & \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \left[1 - \exp \left(- \frac{T_0}{N + \lambda} \right) \right] \\ & \mathbf{p}_0(f_d) = [1, \exp(j2\pi f_d T_r), \exp(j4\pi f_d T_r), \dots, \\ & \quad \exp(j2\pi(N-1)f_d T_r)]^T \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{p}_0(f_d)$ 是多普勒导向矢量, \mathbf{z} 是接收到观测向量, f_d 表示目标的多普勒频率, T_r 是雷达脉冲重复周期, T_0 是判决门限。

3 组合自适应 GLRT-LTD(CA-GLRT-LTD)

在介绍组合自适应 GLRT-LTD 之前, 首先对长时累积条件下的检测问题进行描述, 与短时累积条件下的目标检测问题稍有不同, 目标信号不再是简单的乘积模型。

3.1 检测问题概述

设 $z(1), z(2), \dots, z(N)$ 是某一时间内接收到的时间序列, 记 $\mathbf{z} \triangleq [z(1), z(2), \dots, z(N)]^T = \mathbf{z}_1 + j\mathbf{z}_Q$, 其中, \mathbf{z}_1 和 \mathbf{z}_Q 分别表示向量 \mathbf{z} 的同相分量和正交分量。对于目标检测问题, 向量 \mathbf{z} 对应两种可能情形: (1) 它仅由杂波组成; (2) 它由杂波和信号的加和组成, 即下面的二元假设检验问题:

$$\left. \begin{aligned} H_0: \mathbf{z} &= \mathbf{c}, \quad \mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k, \quad k = 1, 2, \dots, K \\ H_1: \mathbf{z} &= \mathbf{s} + \mathbf{c}, \quad \mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k, \quad k = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, \mathbf{z} , \mathbf{s} 和 \mathbf{c} 分别代表待测单元中的接收向量、感兴趣的信号和服从式(4)概率分布的杂波向量; \mathbf{z}_k 或 \mathbf{c}_k 是待测单元周围的 K 个参考单元中的杂波向量。对于海面上的微弱动目标检测问题, 为了更好地抑制杂波对目标的影响, 检测器需要累积足够多的脉冲数目 N 。然而, 受限于海杂波空间非均匀性, 长时累积条件下自适应检测器可用的参考单元数目 K 往往是小于 N 。除此以外, 相干处理中的目标信号的点目标模型仅限于脉冲累积数目不太多的情形。当脉冲累积数目较多时, 目标信号是不可以简单地表示为导向矢量和未知复数的乘积模型, 但它的每个分量仍然可以表示为

$$\mathbf{s}(n) = a(n) \exp(j2\pi f_d(n)nT_r + \phi), \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中, $a(n)$ 和 $f_d(n)$ 分别称为信号 $\mathbf{s}(n)$ 的幅度调制和瞬时多普勒频率; T_r 是雷达脉冲重复周期, ϕ 是信号 $\mathbf{s}(n)$ 的初始相位。当检测器作长时累积时, 信号的幅度调制 $a(n)$ 和瞬时多普勒频率 $f_d(n)$ 都将是时间 n 的慢变函数。因此, 由于长时累积条件下目标信号的幅度和瞬时多普勒频率的变化以及海杂波的空间非均匀性对参考单元数目的限制, 传统的自适

应检测器是不能直接解决式(6)中的检测问题。然而, 由幅度和瞬时多普勒频率的慢变特性可知, 长时累积条件下目标信号的幅度和瞬时多普勒频率都可以采用分段的常函数进行逼近。基于这一思想, 并结合杂波的统计特性, 该文提出一种称为组合自适应 GLRT-LTD 的检测方法。

3.2 组合自适应 GLRT-LTD

与文献[18]作法相似, 组合自适应 GLRT-LTD 将式(6)中的向量分割为一系列长度为 M 的短向量。不失一般性, 假定 M 满足关系式 $N = QM$, 其中, Q 是某一正整数。那么式(6)中的向量可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{c}^T &= [\mathbf{c}_1^T, \mathbf{c}_2^T, \dots, \mathbf{c}_Q^T], \quad \mathbf{c}_k^T = [\mathbf{c}_{k,1}^T, \mathbf{c}_{k,2}^T, \dots, \mathbf{c}_{k,Q}^T], \\ \mathbf{s}^T &= [\mathbf{s}_1^T, \mathbf{s}_2^T, \dots, \mathbf{s}_Q^T], \quad \mathbf{z}^T = [\mathbf{z}_1^T, \mathbf{z}_2^T, \dots, \mathbf{z}_Q^T] \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

经均匀分割后, 原本长度为 NT_r 的累积时间被等分 Q 个长度为 MT_r 的子时间间隔。在每个子时间间隔中, 短的杂波向量可以采用 SIRV 进行建模, 而目标信号可以采用导向矢量和未知复数的乘积模型进行近似。因此, 在每个子时间间隔中, 可以计算 GLRT-LTD 的检测统计量在每个多普勒频率 f_d 上的取值为

$$\left. \begin{aligned} & \frac{\left| \mathbf{p}^H(f_d) \mathbf{R}_q^{-1} \mathbf{z}_q \right|^2}{\left(\mathbf{p}^H(f_d) \mathbf{R}_q^{-1} \mathbf{p}(f_d) \right) (\lambda / \eta + \mathbf{z}_q^H \mathbf{R}_q^{-1} \mathbf{z}_q)} \\ & \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \left[1 - \exp \left(- \frac{T_0}{N + \lambda} \right) \right] \\ & \mathbf{p}(f_d) = [1, \exp(j2\pi f_d T_r), \exp(j4\pi f_d T_r), \dots, \\ & \quad \exp(j2\pi(M-1)f_d T_r)]^T, \\ & f_d \in [-0.5/T_r, 0.5/T_r], \quad q = 1, 2, \dots, Q \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{p}(f_d)$ 是长度为 M 的多普勒导向矢量, λ 和 η 是纹理分布的形状参数和尺度参数, \mathbf{R}_q 是第 q 个子时间间隔上杂波的散斑协方差矩阵, 这里假定 λ , η 和 \mathbf{R}_q 是已知量。应用中, 可以使用参考单元中杂波数据对它们进行估计, 从而得到自适应 GLRT-LTD。对于参数 λ 和 η , 可以采用矩估计方法^[13]或最大似然估计方法^[14]。散斑协方差矩阵 \mathbf{R}_q 采用文献[15]中的最大似然(Maximum Likelihood, ML)估计方法, 其估计值由参考单元中的杂波向量采用迭代的方法得到。

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{A}(i+1) &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{(M+\lambda) \mathbf{c}_{k,q} \mathbf{c}_{k,q}^H}{\lambda / \eta + \mathbf{c}_{k,q}^H \widehat{\mathbf{R}}_{\text{ML},q}^{-1}(i) \mathbf{c}_{k,q}} \\ \widehat{\mathbf{R}}_{\text{ML},q}(i+1) &= \frac{M}{\text{Tr}(\mathbf{A}(i+1))} \mathbf{A}(i+1), \quad i=0, 1, \dots, I \\ \widehat{\mathbf{R}}_{\text{ML},q}(0) &= \frac{M}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{c}_{k,q} \mathbf{c}_{k,q}^H}{\mathbf{c}_{k,q}^H \mathbf{c}_{k,q}} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中，符号 $\text{Tr}(\ast)$ 表示的矩阵 \ast 的迹，参数 I 代表迭代次数，这里取 $I = 5$ ，因为更多次数的迭代所能带来的检测器的性能改善是不明显的。由于向量经过均匀分割处理后得到短的子向量的长度 $M=N/Q$ 小于参考单元数目 K ，因此，各个子时间间隔上的参考单元可以很好地估计所在时间间隔上的散斑协方差矩阵。将散斑协方差矩阵的估计值 $\widehat{\mathbf{R}}_{\text{ML},q}$ 代入式 (9)，得到自适应的 GLRT-LTD(式(11)中参数 λ 和 η 表示它们的估计值)：

$$\xi_q(z_q | f_d) \equiv \frac{\left| \mathbf{p}^H(f_d) \widehat{\mathbf{R}}_{\text{ML},q}^{-1} z_q \right|^2}{\left(\mathbf{p}^H(f_d) \widehat{\mathbf{R}}_{\text{ML},q}^{-1} \mathbf{p}(f_d) \right) \left(\lambda / \eta + z_q^H \widehat{\mathbf{R}}_{\text{ML},q}^{-1} z_q \right)} \quad (11)$$

在长的累积时间前提下，每个子时间间隔中的信号能量集中在某一多普勒通道，而且各个时间间隔中的信号能量所处的多普勒通道是不同的。鉴于此，定义一个新的检测统计量，它是自适应 GLRT-LTD 在所有时间间隔上响应的最大值的乘积，即组合自适应 GLRT-LTD，以此实现对信号能量的进一步累积。

$$\xi_{\text{CA-GLRT-LTD}}(z) \equiv \prod_{q=1}^Q \max_{f_d \in [-0.5/T_r, 0.5/T_r]} \xi_q(z_q | f_d) \quad (12)$$

由式(12)可知，计算检测统计量的运算量是非常大的，因为 f_d 的取值选自闭区间 $[-0.5/T_r, 0.5/T_r]$ 。为了降低运算量同时减少因多普勒频率失配引起的检测器的性能损失，在频率域采用过 4 采样处理，即多普勒频率的取值依次为 $f_d = 0, \pm 1/(4MT_r), \pm 2/(4MT_r), \dots, \pm 2M/(4MT_r)$ 。当参数 N 和 M 给定时，使用 Monte-Carlo 实验方法便可以计算给定虚警概率条件下的判决门限。

理论上，当短向量长度 M 满足信号真实模型与假定模型之间的误差最小时，最小的累积长度 N 应该满足使得信号累积增益足够大于杂波的增益。由于杂波的统计特性受海态，雷达分辨率、工作频率、极化方式等方面因素的影响^[5,7]，最小的累积长度 N 的选择是依赖于数据。然而，在数据量充足条件下，

当短向量长度 M 选择合适时，向量长度 N 越大，组合检测器对应的检测性能越好。

4 实验部分

本节采用两种实测海杂波数据进行实验，其中数据 1(TFA10_006.mat)由 X 波段的 Fynmeet 雷达^[19]采用 VV 极化采集得到，数据由 64 个距离单元，164919 个相干脉冲序列组成，距离分辨率为 15 m，雷达脉冲重复频率 $f_r=2.5$ kHz；数据 2(19980212_195704_ANTSTEP.mat)由 IPIX 雷达^[20]采集得到，数据由 28 个距离单元，60000 个相干脉冲序列组成，距离分辨率为 30 m，脉冲重复频率 $f_r=1.0$ kHz，为保持一致性，这里使用 VV 极化方式获得数据进行实验。数据 1 中的测试目标为一艘小船，在整个观测时间内，雷达采用跟踪模式对小船进行监测，并将带有小船的反射信息的数据始终存储在第 16 个距离单元；数据 2 中的测试目标为一被固定在海面上的直径为 1 m 的漂浮的金属球，雷达采用驻留模式对小球进行监测，有关小球的反射信息的数据存储在第 7 个距离单元。为了降低数据的脉冲重复频率，同时在谱不出现混叠的前提下，分别对数据 1 和数据 2 进行下 4 和下 2 采样处理，然后采用逆 Gamma 纹理的 CGD 对处理后的海杂波数据进行建模。图 1 分别画出了数据 1 删除第 14~18 个距离单元后和数据 2 删除第 6~8 个距离单元后的海杂波数据的经验幅度概率密度函数曲线和采用式(3)的纹理分布的理论概率密度函数曲线，其中，杂波幅度分布的形状参数 λ 和尺度参数 η 采用经典的矩估计方法得到((a) $\lambda=5.2158, \eta=62.9767$; (b) $\lambda=1.4336, \eta=0.0024$)。由图 1 可知，逆 Gamma 纹理的 CGD 能够很好地表征实验数据的幅度分布，这为能够使用自适应 GLRT-LTD 提供依据。图 2 画出了目标所在距离单元数据对应的谱图，图中的蛇形曲线代表了目标信号的瞬时频率曲线。由图 2 可知，目标信号的多普勒频率具有明显的扩散现象，这与前面对目标信号的瞬时频率特性的假设是一致的，此外，

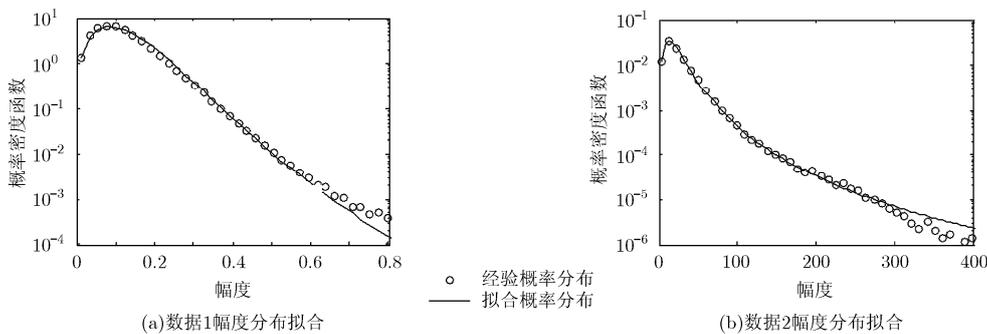


图 1 实验数据的经验概率密度函数和理论概率密度函数

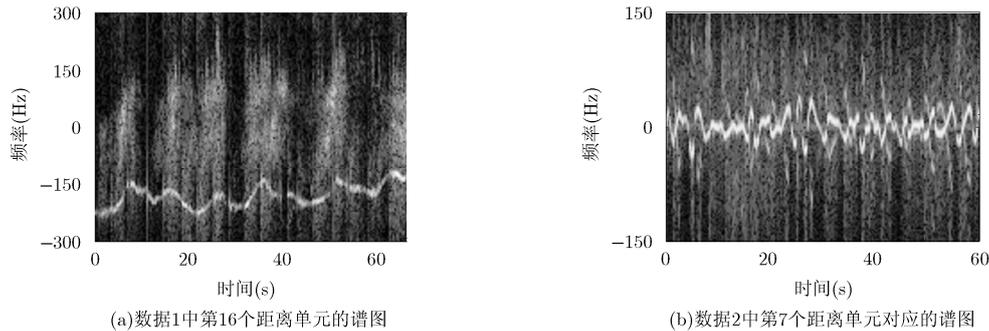


图 2 实验所用数据的目标距离单元数据对应的谱图

图 2(b)的瞬时频率的变化速率要明显高于图 2(a)的瞬时频率,这意味着在实验中数据 2 所选的子时间间隔要短于数据 1 的子时间间隔。

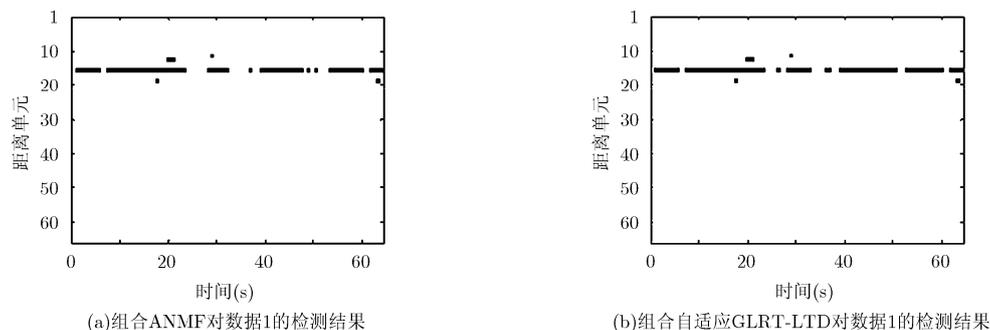
实验中,虚警概率 P_{FA} 设为 1×10^{-3} ,考虑到数据 1 和数据 2 所能使用的纯杂波数据量的大小的不同以及瞬时频率的变化速率不同,对于数据 1,累积的脉冲数目 $N = 512$,每个子时间间隔中的累积脉冲数目 $M = 16$,相应的子时间间隔的数目 $Q = N/M = 32$;对于数据 2,对应的参数依次为 $N = 256$, $M = 8$, $Q = N/M = 32$ 。由于海杂波空间的非均匀性,数据 1 中的参考单元只取待测单元周围邻近的 32 个距离单元,而数据 2 中的参考单元由除了目标单元和两个影响单元之外的其余单元组成。当 $N = 512$, $M = 16$ 时,数据 1 的每个距离单元的时间序列被均匀地分割为 80 个不相交的长度为 512 的待测向量,并将每一个待测向量记为一个时间距离单元。因此,数据 1 中所有时间距离单元的个数为 $80 \times 64 = 5120$ 。同理可知,数据 2 中所有时间距离单元的个数为 $117 \times 25 = 2925$ 。按照式(12)计算每个时间距离单元对应的组合自适应 GLRT-LTD 检测统计量的取值,并由此确定组合自适应 GLRT-LTD 的检测门限和检测概率。为了说明组合自适应 GLRT-LTD 的检测结果的优势,图 3 和图 4 同时也画出了组合自适应归一化匹配滤波(ANMF)检测器对实验数据的检测结果。图 3 中的第 16 距离单元以外的 5 个时间距离

单元和图 4 中的第 7 距离单元以外的 3 个时间距离单元表示两种组合自适应检测器的虚警点。其中,图 3 中的组合自适应 GLRT-LTD 相比组合 ANMF 检测器在性能改善了 7.5%,检测概率分别为 83.75% 和 76.25%,图 4 中的组合自适应 GLRT-LTD 相比组合 ANMF 检测器在性能改善了 5.13%,检测概率分别为 82.91% 和 77.78%。对于其他数据,只要 IG 纹理的 CGD 能够很好地表征杂波的统计特性,组合自适应 GLRT-LTD 相比组合 ANMF 检测器都有不同程度的改善。限于篇幅,这里没有给出其他数据的检测结果。然而,组合自适应 GLRT-LTD 相比组合 ANMF 检测器的性能改善程度是不可能很多,这是因为在杂波重拖尾或者脉冲累积数目比较多时,ANMF 检测器具有渐近最优检测性能的特性。

实际应用中,杂波服从哪种分布是事先不清楚的,因此,组合自适应 GLRT-LTD 可能面临杂波模型失配的情形。考虑到 K 杂波对实测数据的良好拟合效果,下面以仿真 K 杂波为例,分析了组合检测器在 K 杂波中的检测性能。其中, K 分布的表示式为

$$g_{\tau}(\tau) = \frac{1}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{\nu}{\mu} \right)^{\nu} \tau^{\nu-1} \exp \left(-\frac{\nu}{\mu} \tau \right) \quad (13)$$

仿真的目标信号根据数据 2 中的真实目标信号的特性产生。

图 3 当 $N = 512$, $M = 16$, $K = 32$ 和 $P_{FA} = 1.0 \times 10^{-3}$ 时,两种组合自适应检测器分别对数据 1 的检测结果((a)76.25%; (b)83.75%)

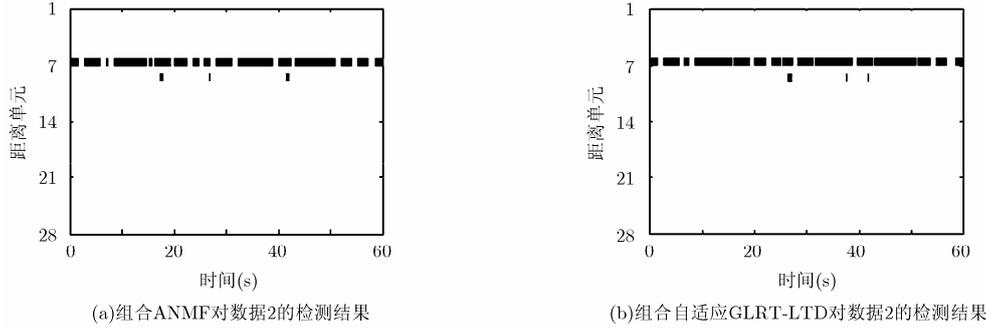


图 4 当 $N=256, M=8, K=25$ 和 $P_{FA}=1.0 \times 10^{-3}$ 时, 两种组合检测器对数据 2 的检测结果((a)77.78%; (b)82.91%)

$$s(n) = a [1 + 0.8 \times \cos(2\pi n T_r / 8 + \theta_1)] \cdot \exp(j80 \times \sin(2\pi n T_r / 3 + \theta_2)), n=1, 2, \dots, N \quad (14)$$

其中, 随机常数 a 用来调节信号的信杂比, 起伏项用来描述目标横截面积随机时间的变化, 指数项用来描述目标的多普勒频率随时间的变化, 参数 θ_1 和 θ_2 是服从 $[-\pi, \pi]$ 均匀分布。当采用矩匹配方法(一阶矩的平方与二阶矩的比值相等)时, 可以得到 IG 分布的形状参数 λ 与 K 分布的形状参数 ν 的关系式为 $\lambda = \nu + 1$, 而尺度参数 (η, μ) 选择使得杂波满足单位功率。对于满足式(14)形式的目标和杂波为 K 杂波的目标检测问题, 可以设计组合的自适应 OKD 检测器。

$$\xi_{CA-OKD}(z) \equiv \prod_{q=1}^Q \max_{f_d \in [-0.5/T_r, 0.5/T_r]} \left(\frac{Q_1(z_q)}{Q_0(z_q)} \right)^{\nu-N} \cdot \frac{K_{\nu-N} \left(2\sqrt{\frac{\nu}{\mu}} Q_1(z_q) \right)}{K_{\nu-N} \left(2\sqrt{\frac{\nu}{\mu}} Q_0(z_q) \right)} \quad (15)$$

其中, 符号 $K_{\nu-N}(\cdot)$ 表示阶数为 $\nu - N$ 的第 2 类修正

贝塞尔函数, $Q_0(z_q) \triangleq z_q^H \hat{\mathbf{R}}_{ML,q}^{-1} z_q, Q_1(z_q) \triangleq z_q^H \hat{\mathbf{R}}_{ML,q}^{-1} \mathbf{p}^H(f_d) \hat{\mathbf{R}}_{ML,q}^{-1} z_q - \frac{|\mathbf{p}^H(f_d) \hat{\mathbf{R}}_{ML,q}^{-1} z_q|^2}{(\mathbf{p}^H(f_d) \hat{\mathbf{R}}_{ML,q}^{-1} \mathbf{p}(f_d))}$, 取形状参数 $\nu =$

0.5, 1, 4, 10, 杂波的协方差矩阵 $(\mathbf{R})_{ij} = \rho^{|i-j|}, \rho = 0.8$, 累积的脉冲数目 $N=256$, 每个子时间间隔中的累积脉冲数目 $M=8$, 两种组合检测器的检测曲线如图 5 所示。

从图 5 可知: 当 $\nu=0.5$, 组合自适应 GLRT-LTD 相比组合自适应 OKD 具有 1 dB 的性能损失, 当 ν 大于 1 时, 组合自适应 GLRT-LTD 具有与组合自适应 OKD 相当的性能。这是因为小形状参数条件下 K 杂波与 IG 杂波的模型失配程度更高, 这一点可以使用两种分布的形状参数的相对误差 $((\lambda - \nu)/\nu)$ 给予说明。

5 结束语

通过分析海杂波的统计特性和目标信号的瞬时频率曲线, 本文提出了组合自适应 GLLRT-LTD 的检测方法。该方法利用长时累积条件下目标信号的幅度和瞬时频率的慢变特性, 成功地克服了海杂波背景下的传统自适应检测器的长的累积时间与短的

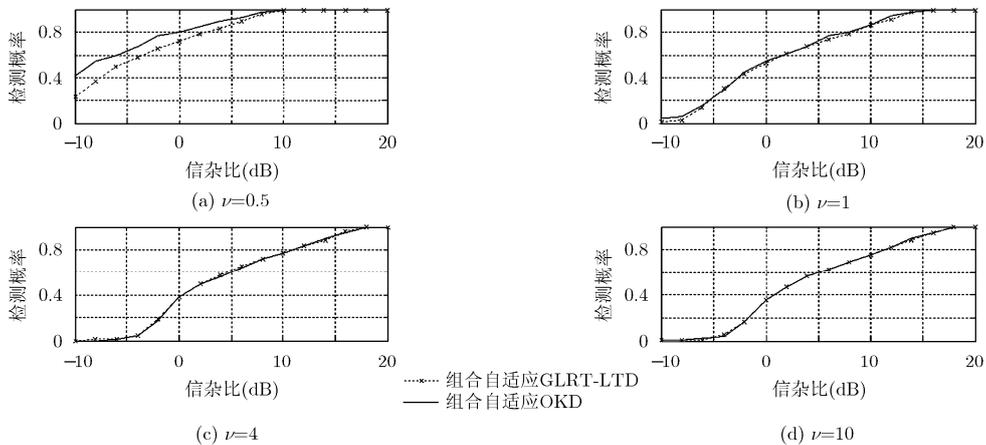


图 5 当 $N=256, M=8, K=25$ 和 $P_{FA}=1.0 \times 10^{-3}$ 时, 组合自适应检测器在仿真 K 杂波中的检测性能

均匀距离间隔之间的矛盾。由于自适应 GLLRT-LTD 对于各个子时间间隔上的逆 Gamma 纹理复合高斯杂波的最优特性,使得它的检测性能优于组合 ANMF 检测器。此外,在形状参数大于 1 的仿真 K 杂波背景下,组合自适应 GLLRT-LTD 具有十分稳健的检测性能。

参 考 文 献

- [1] Moya J C, Menoyo J G, Lopez A A, *et al.* Small target detection in high-resolution heterogeneous sea-clutter: an empirical analysis[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(3): 1880-1898.
 - [2] Chen Xiao-long, Cai Yong, and Cai Fu-qing. Application of the sparse decomposition to micro-motion target detection embedded in sea clutter[C]. Proceedings of the 2013 International Conference on Radar, Adelaide, Canada, 2013: 163-166.
 - [3] Chen Si-jia, Kong Ling-jiang, and Yang Jian-yu. Adaptive detection in compound-Gaussian clutter with partially correlated texture[C]. Proceedings of the 2013 IEEE Radar Conference, Ottawa, Canada, 2013: 1-5.
 - [4] Chen Xiao-long, Guan Jian, He You, *et al.* Detection and extraction of target with micro-motion in spiky sea clutter via short-time fractional Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(2): 1002-1018.
 - [5] Ward K D, Tough R J A, and Watts S. Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance[M]. London, United Kingdom: The Institution of Engineering and Technology, 2006: 230-266.
 - [6] Sangston K J and Gerlach K R. Coherent detection of radar targets in a non-Gaussian background[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, 28(1): 208-216.
 - [7] Greco M V, Gini F, and Rangaswamy M. Statistical analysis of measured polarimetric clutter data at different resolutions [J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2006, 153(6): 473-481.
 - [8] 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 Yu-shi, Xu Xin-yu, Yin Ya-lei, *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.
 - [9] 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.
 - [10] Rangaswamy M, Weiner D, and Ozturk A. Computer generation of correlated non-Gaussian radar clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(1): 106-116.
 - [11] 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.
 - [12] Yang D. Optimal coherent radar detection in a K-distributed clutter environment[J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2012, 6(5): 283-292.
 - [13] Sangston K J, Gini F, and 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.
 - [14] Balleri A, Nehorai A, and Wang J. Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 775-780.
 - [15] Greco M V and Gini F. Cramer-Rao lower bounds for covariance matrix estimation of complex elliptically symmetric distributions[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(24): 6401-6409.
 - [16] 邹鲲, 廖桂生, 李军, 等. 非高斯杂波下知识辅助检测器敏感性分析[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(1): 181-186.
Zou Kun, Liao Gui-sheng, Li Jun, *et al.* Sensitivity analysis of knowledge aided detector in non-Gaussian clutter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(1): 181-186.
 - [17] Zhao Yi-nan, Pang Xiao-yu, and Yin Bin. Adaptive radar detection for targets in compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture[C]. Proceedings of the IET International Radar Conference, Xi'an, China, 2013: 1-4.
 - [18] Shui Peng-lang, Li Dong-chen, and Xu Shu-wen. Tri-feature-based detection of floating targets in sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 1416-1430.
 - [19] The Defence, Peace, Safety, and Security Unit of the Council for Scientific and Industrial Research. The Fynmeet radar database[OL]. http://www.csir.co.za/small_boat_detection, 2014.2.10.
 - [20] Cognitive System Laboratory, McMaster University, Canada. The IPIX radar database[OL]. <http://soma.mcmaster.ca/ipix.php>, 2012.10.11.
- 刘 明: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为海面微弱动目标检测。
水鹏朗: 男, 1967 年生, 博士, 教授, 研究方向为多速率滤波器理论及应用、图像处理和雷达目标检测。