

# 非高斯混响背景下一种自适应 CFAR 检测器的研究

邹丽娜, 祝 献

(杭州应用声学研究所声纳技术国防科技重点实验室, 杭州 310012)

摘要: 在浅海波导中混响是主动声纳系统的主要干扰, 为了抑制混响, 通常采用宽带发射信号和大孔径发射、接收阵。这两种方法都减小了混响的分辨单元, 因此经波束形成和匹配滤波后提高了信混比。然而这也带来了负面影响, 即分辨单元内混响包络的分布偏离了传统假设的瑞利分布, 出现了高尾的非瑞利分布, 导致匹配滤波器虚警概率提高。为了得到恒虚警检测器, 需要对混响进行更精确的建模。通过理论和实际数据分析表明, 利用多变量椭圆轮廓分布可以得到很好的建模浅海混响的统计特性。在混响建模为多变量椭圆轮廓分布模型的基础上, 利用 GLRT 理论可以得到一种自适应 CFAR 检测器, 通过实验数据分析, 自适应 CFAR 检测器较之常规匹配滤波器, 其信混比(SRR)可提高 3dB。

关键词: 混响; 多变量椭圆轮廓; 恒虚警率; 广义似然比检测

中图分类号: TN912.3

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2008)-01-0005-04

## An adaptive CFAR detector in non-Gaussian reverberation environment

ZOU Li-na, ZHU Xian

(Hangzhou Applied Acoustics Research Institute, Hangzhou 310012, China)

Abstract: Active sonar systems operating in shallow water are most significantly hindered by increased reverberation power levels. To offset the resulting loss in detection performance, systems have been developed with wider transmission bandwidth and larger aperture transmitting and receiving array. Both of these approaches reduce the size of the resolution cell from which reverberation results and therefore, increase the signal-to-reverberation power ratio after beamforming and matched filtering. However, increasing bandwidth or array size can have the adverse effect of producing reverberation with a statistical distribution that is more heavy-tailed than the traditionally assumed Rayleigh distribution at the matched filter envelope to cause an increase in the probability of false alarm. Reverberation's statistical distribution can be modeled well by using the Multivariate Elliptically Contoured distributions. Here, an adaptive CFAR detector, based on the reverberation MEC distributions, can be derived from the GLRT theory. By analyzing the experiment data, it is found that the detection performance can be enhanced by about 3 dB in reverberation environment.

Key words: ultrasonic technology; CPLD; cross-half-cycle; gas concentration

## 1 引 言

浅海中低频主动声纳受到的主要干扰是混响。

为了抑制混响, 需要对混响进行更精确的建模。传统方法认为混响序列的分布是高斯分布。然而, 近年来, 通过大量的理论和实验分析表明<sup>[1,2]</sup>, 随着主动声纳系统分辨力的提高, 在每个分辨单元内散射体数目不再是无限多, 从而不再符合中心极限定理中要求散射体数目无限大的条件, 使得混响时间序列分布偏离了传统的高斯分布假设, 因而混响包络分布偏离了瑞利分布, 出现了高尾的非瑞利分布。在对

收稿日期: 2006-08-28; 修回日期: 2006-11-07

基金项目: 海洋 973 资助项目(5132103ZZT21B)

作者简介: 邹丽娜(1976-), 女, 黑龙江省哈尔滨市, 汉族, 博士研究生, 研究方向为水声信号处理。

通讯作者: 邹丽娜, E-mail: zoulina0717@163.com

目标进行检测时,如果仍采用高斯噪声背景下的最佳检测器—匹配滤波器,则检测性能会严重下降,由于非高斯分布的混响具有脉冲状的“野值”出现,使检测结果不能达到 CFAR 的要求。本文在将浅海混响包络建模为多变量椭圆轮廓分布的基础上,分析了实际混响数据的统计特性,分析表明,K 分布比瑞利分布能更好的拟合混响包络的分布。本文还研究了利用 GLRT 理论得到的一种自适应 CFAR 检测器。通过理论和实际数据处理验证了这种 CFAR-GLRT 检测器与匹配滤波器相比,明显提高了检测性能。

## 2 混响统计特性的建模分析

### 2.1 椭圆轮廓分布

椭圆轮廓分布的定义:如果随机矢量  $x \in \mathbb{R}^N$  的特征函数是:

$$\varphi_x(t) = E\{e^{jt^T x}\} = e^{jt^T m} \phi(t^T R t)$$

则它是椭圆轮廓分布。其中  $\phi(\cdot)$  是一些有效的函数形式,  $R$  是正定的。这种分布可以用三个参数表示:  $x \sim \mathcal{EC}_N(m, R, \phi)$ , 函数形式  $\phi(\cdot)$  区分不同的椭圆轮廓分布形式。椭圆轮廓分布  $x$  的概率密度函数表示为:

$$2^{-N/2} |R|^{-1/2} g[(x-m)^T R^{-1}(x-m)/2]$$

其中,  $g(\cdot)$  是一些有效的函数形式。例如,如果  $\phi(u) = e^{-u^2}$ , 那么  $x$  是高斯分布。而 K 分布序列可以表示为:  $c = sg$ ,  $g$  是零均值复圆高斯矢量,  $s$  是非负随机变量,具有概率密度函数:

$$f(s) = \frac{2a}{\Gamma(v) 2^v} (as)^{2v-1} \exp(-\frac{a^2 s^2}{2}), s \geq 0$$

K 分布的概率密度函数表示为:

$$f(c) = \frac{1}{\pi^N ||R||} h_N[2(c^T R c)]$$

其中  $h_n(x) = \int_0^+ s^{-2N} \exp(-\frac{x}{2s^2}) f(s) ds$ 。

可见 K 分布也是椭圆轮廓分布的特例。从分布  $\mathcal{EC}_N(m, R, \phi)$  得到的数据采样  $x_i$ , 定义为数据矩阵  $X = [x_1 | x_2 | \dots | x_L]$ , 如果这些样本是独立的,那么  $X$  的分布是:

$$2^{-N/2} |R|^{-1/2} g[\frac{1}{2} \text{tr} R^{-1}(X-M)(X-M)^T]$$

其中  $M = [m | \dots | m]$ , 是  $N \times L$  维矩阵。这是特定的多变量椭圆轮廓分布。

由多变量椭圆轮廓分布的定义可知,它是一种广义的分布模型,高斯分布是它的一个特例。很多

已知的分布都是特例,例如球不变随机矢量/过程 (SIRV/SIRP)、高斯混合分布和瑞利混合分布等,其中特定的分布包括 Weibull 分布、t 分布、K 分布等。这些非高斯模型被证明能很好的表征浅海主动声纳混响包络分布<sup>[1,2]</sup>。在自适应阵信号处理中采用多变量椭圆轮廓分布模型,主要是因为:

(a) 大量多变量椭圆轮廓分布的特例已被成功应用于雷达杂波和浅海混响的建模,如 SIRV 和高斯混合分布等;

(b) 多变量椭圆轮廓分布连同经典的检测理论,提供了一个理论框架,它允许同时考虑大量非高斯分布,并且对典型未知数据的协方差矩阵提供了最佳的估计;

(c) 当数据的协方差矩阵采用采样协方差矩阵 (SCM) 估计时,多变量椭圆轮廓分布有利于进行性能分析。

上述第一个原因可以认为多变量椭圆轮廓模型可以正确的表征混响的分布特性。第二个原因排除了需要考虑大量非高斯分布,因为有很多种非高斯分布,每种分布都有自己的分布参数,而多变量椭圆轮廓分布是一种广义的模型。第三个原因在自适应阵信号处理中有很重要的地位。大部分自适应阵信号处理器都是 SCM 的函数,对处理器进行基于 SCM 的性能分析是必不可少的。

### 2.2 实际混响数据统计特性分析

图 1~图 4 是对某次海试混响数据进行常规波束形成 (CBF) 和匹配滤波 (MF) 后得到的幅度概率密度函数分布的分析。发射双曲调频信号 (HFM) 信号,频带 1 500Hz~2 000Hz,脉宽 2s,采样率 6 000Hz,接收阵为 48 元水平线阵。从分析的结果可以看出,混响数据幅度概率密度函数的分布更接近于 K 分布,而偏离瑞利分布。

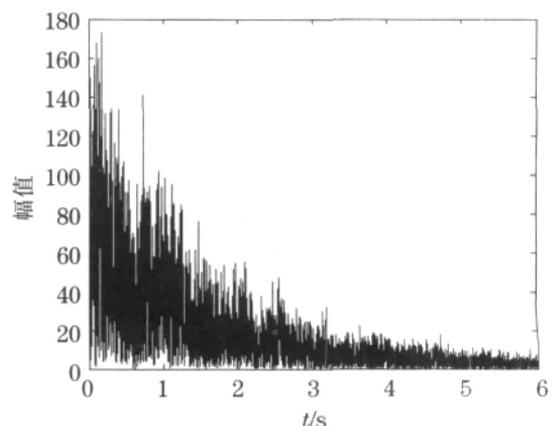


图 1 某次海试混响数据经 CBF 和 MF 后的幅度图  
Fig.1 Sample of matched-filtered beam output time series

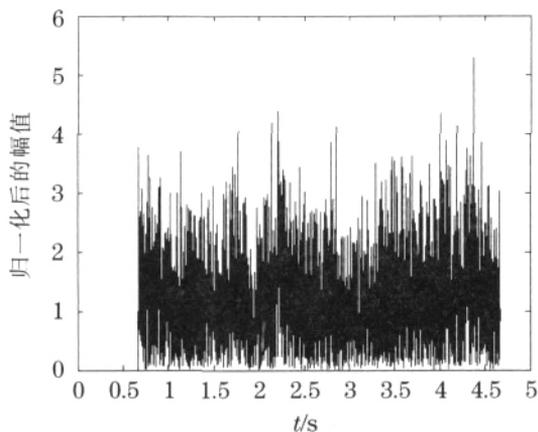


图 2 对图 1 进行归一化后的幅度图

Fig.2 Sample of the cell-averaged normalizer output on the data shown in Fig.1

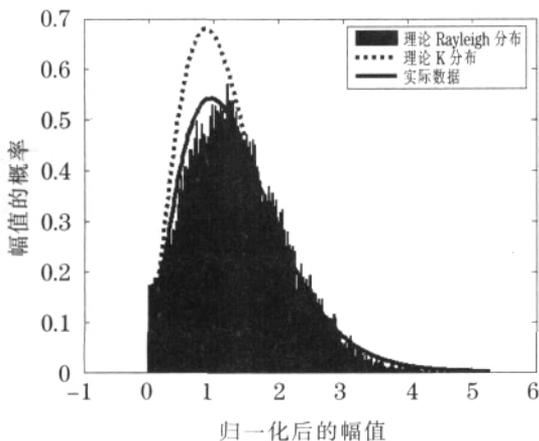


图 3 海试混响数据幅度分布和拟合的瑞利、K 分布概率图

Fig.3 Magnitude estimated from the real data compared with that of the Rayleigh and K distributions

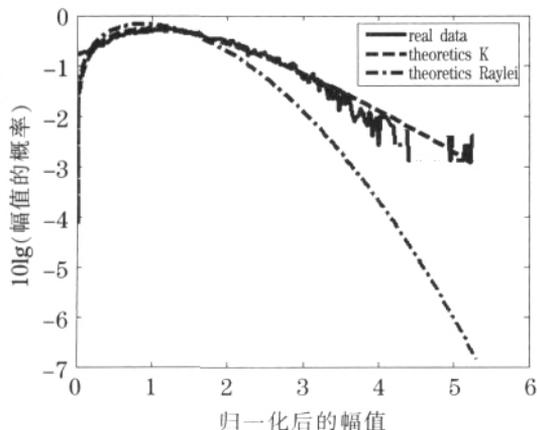


图 4 对图 3 纵坐标取对数后的输出

Fig.4 The logarithm for y-axis of Fig.3

通过对实际海试混响数据统计特性的分析可以看出, K 分布对混响包络的分布具有很好的拟和效果, 而 K 分布正是属于多变量椭圆轮廓分布的一个特例。混响数据的包络分布偏离瑞利分布, 说明混响时间序列的分布偏离了高斯分布, 在这种情况下, 如果仍采用基于高斯背景的信号处理方法, 则信号

处理的性能会严重下降。为此需要在将混响建模为多变量椭圆轮廓分布基础上, 寻求最佳检测器。

### 3 自适应 CFAR 检测器原理

在阵信号处理中, 将接收信号建模为:

$$X_{N \times M} = \begin{cases} n_{N \times M} & H_0 \\ G_{N \times K} s_{N \times K} + n_{N \times M} & H_1 \end{cases}$$

其中, 矢量  $x$  表示测量的阵数据, 也称为检测数据。  $s$  表示接收的信号,  $G$  表示阵响应矢量,  $n$  表示噪声, 具有零均值、方差为 1 的多变量椭圆轮廓分布噪声, 其协方差矩阵为  $R=nn^H$ 。根据 Neyman-Pearson 定理可知, 最佳检测器是似然比检测:

$$\frac{l_{H_1}(\cdot)}{l_{H_0}(\cdot)} > \eta$$

其中  $l_{H_i}(\cdot)$  表示给定  $H_i$  时  $x$  的似然函数。

在自适应信号处理中, 由于背景噪声的协方差矩阵是未知的, 需要对它进行估计, 因此, 假设存在一套训练数据  $X=[x_1 \dots x_L]$  可以用于估计噪声的协方差矩阵, 每一个样本  $x_i$  都符合零均值、方差为 1 的 MEC 分布, 且与测量数据中的噪声具有相同的协方差矩阵,  $cov(x_i)=R$ 。测量数据与训练数据组成一个联合的数据矩阵  $X_0=[X|x]_{N \times (L+1)}$ , 定义  $D=XX^H$  为采样协方差矩阵。在多变量椭圆轮廓分布模型条件下,

$$l_{H_i} = |R|^{-(L+1)} g^{(i)} [\text{tr} R^{-1} (X_0 - M_i) (X_0 - M_i)^T]$$

$$i=0, 1$$

在似然比检测中, 由于存在未知参量  $R$  和  $s$ , 不能得到似然比检验统计量, 为此根据 GLRT 原理, 在似然比检测中未知参量用它的最大似然估计代替, 从而完成似然比检测:

$$\frac{\max_{s, R} l_{H_1}(\cdot)}{\max_R l_{H_0}(\cdot)} > \eta$$

可以证明  $R$  的最大似然估计就是采样协方差矩阵  $D$ , 而  $s$  的最大似然估计为<sup>[3]</sup>:

$$\hat{s}_{ML} = (G^H D^{-1} G)^{-1} G^H D^{-1} x$$

将  $D$  和  $\hat{s}_{ML}$  代入似然比检测中得到 GLRT 检验统计量:

$$t_{GLRT} = \frac{1+x^H D^{-1} x}{1+x^H (D^{-1} - D^{-1} G (G^H D^{-1} G)^{-1} G D^{-1}) x}$$

### 4 仿真和实验数据分析

通过 2000 次的 Monte Carlo 仿真, 验证了在

包络为 K 分布的非瑞利噪声中,采用 MF 和 CFAR-GLRT 两种检测器的检测性能。图 5 为均值为 0、方差为 1 的包络为 K 分布的非瑞利噪声和高斯噪声时间序列的比较,可以看出,与高斯序列相比非高斯序列具有明显的大的“野值”,因此在检测中会造成虚警的提高。图 6 为 MF 和 GLRT 两种检测器 ROC 性能曲线的比较,虚警概率 0.01。通过比较可以看出,在非高斯分布的噪声中,虚警概率相同时,GLRT 比 MF 具有更好的检测性能。

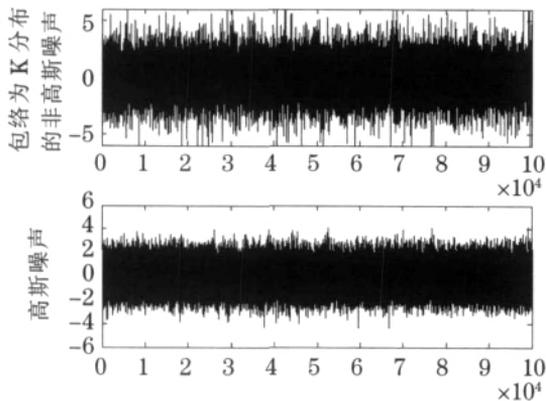


图 5 仿真产生的非高斯和高斯噪声时间序列

Fig.5 Sample of Gaussian and Non-Gaussian time series by simulation

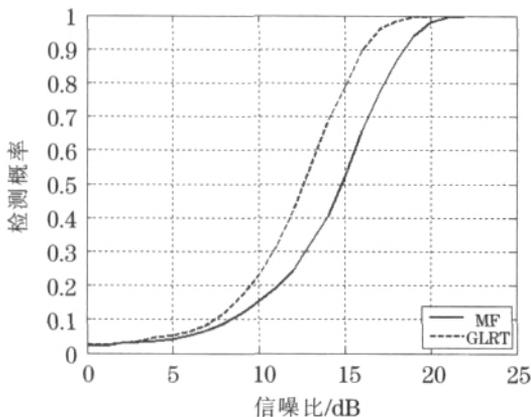


图 6 Monte Carlo 仿真比较 MF 和 GLRT 两种检测器的检测性能  
Fig.6 Comparison of Detection performances between MF and GLRT by Monte Carlo

图 7-图 8 为某次海试实验数据经常规波束形成后,在目标所在的方位上应用常规匹配滤波及 GLRT 的处理结果。由处理结果可以看出, GLRT 检测器的输出信混比(SRR)比常规匹配滤波器高 2.8dB。SRR 的计算是分别在 MF 和 GLRT 输出结果中截取目标回波并计算能量,然后在目标回波两边分别截取混响数据,在与目标回波相等的时间间隔内求得混响的能量,利用公式  $SRR = \frac{E_{s+r} - E_r}{E_r}$  计算信混比,其中  $E_{s+r}$  是信号+混响的能量,  $E_r$  是混响的能量。

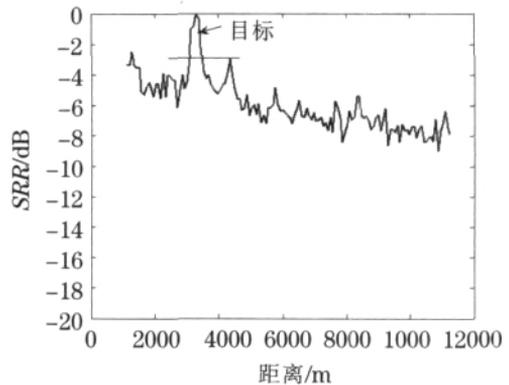


图 7 实际海试数据经 CBF 和 MF 处理后的输出 SRR  
Fig.7 The SRR of output for MF detector after CBF from real data

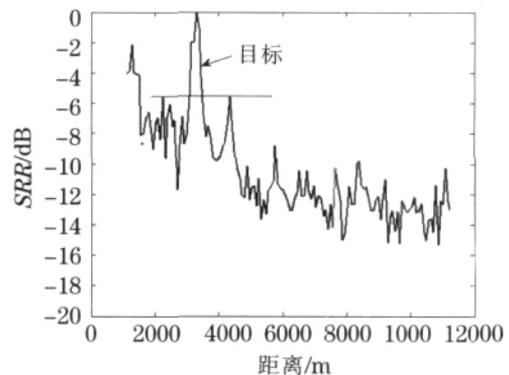


图 8 实际海试数据经 CBF 和 GLRT 处理后输出 SRR  
Fig.8 The SRR of output for GLRT detector after CBF from real data

## 5 结 论

本文在将浅海混响建模为多变量椭圆轮廓分布的基础上,分析了实际混响数据的统计特性,实际数据分析表明,K 分布比瑞利分布能更好的拟合混响包络的分布。本文还研究了在混响包络建模为多变量椭圆轮廓分布模型的基础上,利用 GLRT 原理得到的一种自适应的 CFAR-GLRT 检测器,并通过理论和实际数据处理验证了 GLRT 检测器比常规匹配滤波器具有 3dB 的 SRR 提高。在实际数据处理中我们发现,在采用协方差矩阵估计的时候,训练数据的选取对检测器的性能有明显的影 响,今后我们将着重定量分析这种影响。

### 参 考 文 献

- [1] Douglas A. Abraham and Anthony P. Lyons. Novel physical interpretations of K-distributed reverberation[J]. IE-EE Journal of Oceanic Engineering (S0364-9059), 2002, 127(3): 800-813.
- [2] John R. Preston, Douglas A. Abraham. Non-rayleigh reverberation characteristics near 400Hz observed on the new jersey shelf[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering (S0364-9059), 2004, 29(2): 215-235.
- [3] Christ D. Richmond. A note on non-Gaussian adaptive array detection and signal parameter estimation[J]. IEEE Signal processing letters (S1070-9908), 1996, 3(8): 251-252.