

逆Gamma纹理背景下两类子空间目标的自适应检测方法

丁昊* 王国庆 刘宁波 关键*

(海军航空工程学院电子信息工程系 烟台 264001)

摘要: 该文在复合高斯海杂波背景下,以逆Gamma分布作为纹理分量的先验分布模型,研究了1阶高斯(First Order Gaussian, FOG)和2阶高斯(Second Order Gaussian, SOG)两类子空间目标的自适应检测问题。采用两步广义似然比(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)推导了检测统计量,并分别采用采样协方差矩阵(Sample Covariance Matrix, SCM)、归一化采样协方差矩阵(Normalized Sample Covariance Matrix, NSCM)和定点估计(Function Point Estimation, FPE)作为协方差矩阵估计值,与GLRT相结合,构造出新的自适应检测器。由于该文检测器在设计阶段考虑了海杂波的先验分布模型,且在检测阶段采用了与工作环境相匹配的模型参数,经性能分析与验证,其在检测性能上优于已有匹配滤波(Adaptive Matched Filter, AMF)和归一化匹配滤波(Adaptive Normalized Matched Filter, ANMF)检测器。

关键词: 自适应检测; 复合高斯模型; 逆Gamma纹理; 子空间目标

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2017)-03-0275-10

DOI: 10.12000/JR16088

引用格式: 丁昊, 王国庆, 刘宁波, 等. 逆Gamma纹理背景下两类子空间目标的自适应检测方法[J]. 雷达学报, 2017, 6(3): 275-284. DOI: 10.12000/JR16088.

Reference format: Ding Hao, Wang Guoqing, Liu Ningbo, *et al.* Adaptive detectors for two types of subspace targets in an inverse Gamma textured background[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(3): 275-284. DOI: 10.12000/JR16088.

Adaptive Detectors for Two Types of Subspace Targets in an Inverse Gamma Textured Background

Ding Hao Wang Guoqing Liu Ningbo Guan Jian

(Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Considering an inverse Gamma prior distribution model for texture, the adaptive detection problems for both first order Gaussian and second order Gaussian subspace targets are researched in a compound Gaussian sea clutter. Test statistics are derived on the basis of the two-step generalized likelihood ratio test. From these tests, new adaptive detectors are proposed by substituting the covariance matrix with estimation results from the Sample Covariance Matrix (SCM), normalized SCM, and fixed point estimator. The proposed detectors consider the prior distribution model for sea clutter during the design stage, and they model parameters that match the working environment during the detection stage. Analysis and validation results indicate that the detection performance of the proposed detectors out performs existing AMF (Adaptive Matched Filter, AMF) and ANMF (Adaptive Normalized Matched Filter, ANMF) detectors.

Key words: Adaptive detection; Compound Gaussian model; Inverse Gamma texture; Subspace targets

收稿日期: 2016-07-18; 改回日期: 2016-10-24; 网络出版: 2016-11-23

*通信作者: 丁昊 hao3431@tom.com; 关键 guanjian96@tsinghua.org.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61501487, 61531020, 61471382, 61401495, 61471381), 山东省自然科学基金(2015ZRA06052), 航空科学基金(20150184003)和“泰山学者”建设工程专项经费

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61501487, 61531020, 61471382, 61401495, 61471381), The Natural Science Foundation of Shandong (2015ZRA06052), The Aeronautical Science Foundation of China (20150184003), The Special Funds of Taishan Scholars Construction Engineering

1 引言

在海杂波背景下, 如何有效检测海上运动目标是海用雷达信号处理算法设计时需要解决的重点和难点问题^[1,2]。在过去的数十年里, 已有大量研究人员围绕该问题开展研究, 其中, 相干积累检测方法因同时利用了回波的局部功率和多普勒信息而得到广泛关注。由于相干检测器中的海杂波协方差矩阵通常未知, 需要利用邻近参考单元数据估计并替换, 由此得到的检测器即为自适应检测器。

海杂波和目标模型的建立是自适应检测器设计时面临的基本问题之一^[3]。若模型失配, 则检测性能将出现一定的损失。对于海杂波, 在低分辨率条件下高斯模型即可满足建模精度需求, 而在较高分辨率条件下, 建立在复合表面理论(Composite Surface Theory, CST)基础上的复合高斯模型得到广泛应用, 其兼具物理机理层面的可解释性和数学层面的易操作性, 且在支撑检测器设计方面具有一定的灵活性^[4,5]。对于目标, 秩1模型的应用较为普遍, 其主要优势在于结构简单, 然而模型仅包含一个自由度, 在描述海上目标的复杂运动状态方面具有一定的局限性。例如, 海面舰船的运动状态除包含平动分量外, 还存在沿俯仰、横滚等方向的转动分量, 因此在特征空间具有多个自由度。此时更加适合采用子空间模型建模目标信号, 该模型还同时适用于描述目标状态的不确定性和多径效应^[6-8]。

目前, 高斯背景下秩1目标和子空间目标的自适应检测问题均得到了较为深入的研究^[9-15], 较有代表性的检测器包括自适应匹配滤波(Adaptive Matched Filter, AMF)检测器、自适应子空间检测器(Adaptive Subspace Detectors, ASD)等。在复合高斯背景下, 围绕秩1目标的研究较为深入^[16-20], 其中, 自适应归一化匹配滤波(Adaptive Normalized Matched Filter, ANMF)检测器较为典型; 相比之下, 子空间目标的自适应检测问题研究较少, 尽管相关文献推导了检验统计量^[3], 但是对纹理分量的先验分布信息利用不充分。在工程实践中, 这种先验信息可从大量海杂波统计分析得到的离线数据库中获取, 也可由雷达工作时获取的实测数据中实时感知得到。经已有研究证实^[21], 若检测器设计时有效利用这种先验信息, 将改善检测器与背景之间的匹配程度, 有助于检测性能提升。

立足于上述背景, 本文在考虑纹理分量先验分布模型的前提下研究子空间目标的自适应检测问题。考虑到逆Gamma (Inverse Gamma, IG)纹理在参数估计、拖尾特性描述等方面较有优势^[22-24], 本文以此作为典型背景模型开展研究。通过研究, 分

别推导得到两类子空间目标即FOG和SOG目标的广义似然比(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)检验统计量, 将协方差矩阵估计值代入GLRT, 得到自适应检测器。在此基础上, 分别利用仿真数据和实测海杂波数据对检测性能进行验证分析。需要指出的是, 子空间目标的自适应检测器设计并不是秩1目标的简单推广, 尤其是SOG目标, 在理论推导时需采用有针对性的数学操作和参数估计方法, 以得到封闭形式的检验统计量。

2 海杂波模型与目标模型

考虑一个天线阵元的情况, 假定在一个相干处理间隔(Coherent Processing Interval, CPI)内发射 N 个脉冲, 接收机对回波信号进行解调、匹配滤波和采样, 那么单个距离单元的观测数据为 $N \times 1$ 维复矢量。所要解决的目标检测问题可描述为如下的二元假设检验:

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{z} = \mathbf{c}, \mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k, k = 1, \dots, K \\ H_1: \mathbf{z} = \mathbf{s} + \mathbf{c}, \mathbf{z}_k = \mathbf{c}_k, k = 1, \dots, K \end{cases} \quad (1)$$

其中, \mathbf{z} 和 \mathbf{z}_k 表示检测单元和参考单元的观测数据, \mathbf{c} 和 \mathbf{c}_k 表示检测单元和参考单元的海杂波, \mathbf{s} 为目标信号, K 为参考单元数。

2.1 海杂波模型

采用复合高斯模型建模海杂波, 该模型可表示为散斑分量与纹理分量乘积的形式。由于纹理分量的相关时间较长, 因此当观测时间在雷达系统的CPI量级时, 纹理分量可建模为随机常数, 此时海杂波观测数据构成球不变随机矢量(Spherically Invariant Random Vector, SIRV), 即

$$\mathbf{c} = \sqrt{\tau} \mathbf{x}, \mathbf{c}_k = \sqrt{\tau_k} \mathbf{x} \quad (2)$$

其中, τ 和 τ_k 为纹理分量, 与海杂波局部功率水平有关, 且在不同距离单元之间通常具有一定的相关性^[25]。 $\mathbf{x} = [x(1), \dots, x(N)]^T$ 为散斑分量, 建模为零均值复高斯随机矢量, 其协方差矩阵为 $\mathbf{M} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\}$, 其中, $(\cdot)^T$ 和 $(\cdot)^H$ 分别表示转置和共轭转置。 \mathbf{x} 通常表示为 $\mathbf{x} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{M})$ 。在一个CPI内, 海杂波观测数据的联合PDF为:

$$p_{\mathbf{c}}(\mathbf{c}) = \int_0^{\infty} \frac{1}{(\pi\tau)^N \det(\mathbf{M})} \exp\left(-\frac{\mathbf{c}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{c}}{\tau}\right) p(\tau) d\tau \quad (3)$$

其中, $\det(\cdot)$ 表示矩阵的行列式, $p(\tau)$ 表示IG纹理分量的PDF, 表示为:

$$p(\tau) = \frac{1}{\Gamma(v)} \left(\frac{v}{\eta}\right)^v \tau^{-(v+1)} \exp\left(-\frac{v}{\eta\tau}\right) \quad (4)$$

其中, η 和 v 分别为尺度参数和形状参数, 它们与海杂波的功率水平和拖尾程度有关。

2.2 子空间目标模型

采用多维线性子空间模型对海上运动目标进行建模^[3], 目标模型 \mathbf{s} 表示为:

$$\mathbf{s} = \mathbf{E}\mathbf{a} \quad (5)$$

其中, \mathbf{E} 是维数为 $N \times r$ 的导向矩阵, \mathbf{a} 是 $r \times 1$ 维的幅度矢量。 \mathbf{E} 包含了目标后向散射回波的所有多普勒特征信息, 是表征目标响应的特征量。在检测器设计时, 通常假定 \mathbf{E} 已知, 而 \mathbf{a} 未知, 其可建模为确定性未知矢量或复高斯随机矢量, 两种情况分别对应1阶高斯(First Order Gaussian, FOG)和2阶高斯(Second Order Gaussian, SOG)目标模型^[6], 对于后者, \mathbf{a} 可表示为 $\mathbf{a} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma})$ 。将 \mathbf{E} 的奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)表示为 $\mathbf{E} = \mathbf{U}_S \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}_S^H$, 则目标模型可等价描述为 $\mathbf{s} = \mathbf{u}_S \mathbf{b}$, 这是检验统计量推导时通常采用的模型形式, 其中, \mathbf{U}_S 为模式矩阵, \mathbf{b} 为位置矢量, 对于FOG和SOG目标模型, \mathbf{b} 分别建模为确定性未知矢量和协方差矩阵为 \mathbf{R}_b 的零均值复高斯随机矢量, 它与 \mathbf{a} 的对应关系为 $\mathbf{b} = \mathbf{\Lambda} \mathbf{a}$ 。

3 检测器设计

3.1 最优检测器和GLRT

根据上述模型, 当纹理分量给定时, 在 H_0 假设下, 观测数据矢量满足:

$$\mathbf{z}|\tau, H_0 \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \tau \mathbf{M}) \quad (6)$$

在 H_1 假设下, FOG和SOG目标模型对应的观测数据矢量分别满足:

$$\mathbf{z}|\tau, H_1 \sim \mathcal{CN}(\mathbf{U}_S \mathbf{b}, \tau \mathbf{M}) \quad (7)$$

$$\mathbf{z}|\tau, H_1 \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{U}_S \mathbf{R}_b \mathbf{U}_S^H + \tau \mathbf{M}) \quad (8)$$

根据Neyman-Pearson(NP)准则, 最优检测器由似然比检验(Likelihood Ratio Test, LRT)给出, 即

$$\lambda = \frac{\int_0^\infty f_1(\mathbf{z}|\tau, H_1) p(\tau) d\tau}{\int_0^\infty f_0(\mathbf{z}|\tau, H_0) p(\tau) d\tau} \quad (9)$$

其中, $f_1(\mathbf{z}|\tau, H_1)$ 和 $f_0(\mathbf{z}|\tau, H_0)$ 分别表示两种假设下观测数据的联合PDF。由于LRT中存在未知参数, 一致最优势(Uniformly Most Powerful, UMP)检验不存在, 这里采用两步GLRT解决, 其中, 对于FOG目标, 两种假设下的未知参数集合分别为:

$$\Omega_0 : \{\mathbf{M}\}, \Omega_1 : \{\mathbf{b}, \mathbf{M}\} \quad (10)$$

而对于SOG目标模型, 未知参数集合分别为:

$$\Omega_0 : \{\mathbf{M}\}, \Omega_1 : \{\mathbf{R}_b, \mathbf{M}\} \quad (11)$$

3.2 FOG目标的GLRT

对于FOG目标, 即目标位置矢量 \mathbf{b} 建模为确定性未知矢量的情况, GLRT表示为:

$$\max_{\mathbf{b}} \frac{\int_0^\infty f_1(\mathbf{z}|\tau, \mathbf{b}, H_1) p(\tau) d\tau}{\int_0^\infty f_0(\mathbf{z}|\tau, H_0) p(\tau) d\tau} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} G \quad (12)$$

其中

$$f_1 = \frac{(\pi\tau)^{-N}}{\det(\mathbf{M})} \exp \left[-\frac{(\mathbf{z} - \mathbf{U}_S \mathbf{b})^H \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{U}_S \mathbf{b})}{\tau} \right] \quad (13)$$

$$f_0 = \frac{(\pi\tau)^{-N}}{\det(\mathbf{M})} \exp \left(-\frac{\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}}{\tau} \right) \quad (14)$$

首先, 利用分子部分得到 \mathbf{b} 的最大似然(Maximum Likelihood, ML)估计值, 估计结果为:

$$\hat{\mathbf{b}} = (\mathbf{U}_S^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{U}_S)^{-1} \mathbf{U}_S^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z} \quad (15)$$

将其代入式(13), 得

$$\max_{\mathbf{b}} f_1(\mathbf{z}|\tau, \hat{\mathbf{b}}, H_1) = \frac{(\pi\tau)^{-N}}{\det(\mathbf{M})} \exp \left[-\frac{\mathbf{z}^H (\mathbf{M}^{-1} - \mathbf{Q}) \mathbf{z}}{\tau} \right] \quad (16)$$

其中, $\mathbf{Q} = \mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{P}_{\mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{U}_S} \mathbf{M}^{-1/2}$, $\mathbf{P}_{\mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{U}_S}$ 表示白化后向目标子空间上的投影矩阵, 定义为:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{U}_S} = \mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{U}_S (\mathbf{U}_S^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{U}_S)^{-1} \mathbf{U}_S^H \mathbf{M}^{-1/2} \quad (17)$$

令

$$g_i = \begin{cases} \mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}, & i = 0 \\ \mathbf{z}^H (\mathbf{M}^{-1} - \mathbf{Q}) \mathbf{z}, & i = 1 \end{cases} \quad (18)$$

将IF纹理的PDF分别代入GLRT的分子和分母部分, 则其可分别简化表示为:

$$\int_0^\infty f_1(\mathbf{z}|\tau, \hat{\mathbf{b}}, H_1) p(\tau) d\tau \propto (g_1 + \beta)^{-(v+N)} \quad (19)$$

$$\int_0^\infty f_0(\mathbf{z}|\tau, \hat{\mathbf{b}}, H_0) p(\tau) d\tau \propto (g_0 + \beta)^{-(v+N)} \quad (20)$$

其中, $\beta = v/\eta$, 符号 \propto 表示“正比于”, 代入GLRT, 得

$$\left(\frac{g_1 + \beta}{g_0 + \beta} \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} G \quad (21)$$

式(21)还可简化表示为:

$$\frac{\mathbf{z}^H \mathbf{Q} \mathbf{z}}{\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z} + \beta} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} G \quad (22)$$

这即为FOG目标的GLRT检验统计量,在后续仿真时将其称之为FOG-GLRT。

3.3 SOG目标的GLRT

对于SOG目标,即目标位置矢量 \mathbf{b} 建模为零均值复高斯随机矢量的情况,GLRT表示为:

$$\frac{\max_{\mathbf{R}_b} \int_0^\infty f_1(\mathbf{z}|\tau, \mathbf{R}_b, \mathbf{H}_1) p(\tau) d\tau}{\int_0^\infty f_0(\mathbf{z}|\tau, \mathbf{H}_0) p(\tau) d\tau} \underset{\mathbf{H}_0}{\overset{\mathbf{H}_1}{>}} G \quad (23)$$

其中

$$f_1 = \frac{1}{\pi^N \det(\mathbf{B})} \exp(-\mathbf{z}^H \mathbf{\Psi}^{-1} \mathbf{z}) \quad (24)$$

$$f_0 = \frac{(\pi\tau)^{-N}}{\det(\mathbf{M})} \exp\left(-\frac{\mathbf{z}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{z}}{\tau}\right) \quad (25)$$

其中, $\mathbf{\Psi} = \mathbf{U}_S \mathbf{R}_b \mathbf{U}_S^H + \tau \mathbf{M}$ 。在 \mathbf{H}_1 假设下,注意到式(24)中包含 $\mathbf{\Psi}$ 的求逆和行列式运算,因此在数学操作上较FOG目标更为繁琐。这里参照文献[7]提出的矩阵分块思想对GLRT进行等价分解,在此基础上采用最大后验(Maximum A Posteriori, MAP)估计方法估计纹理分量,最终推导出IT纹理背景下的GLRT检测器。

为简化推导过程,这里首先对观测数据做白化处理,白化后的检测问题表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_0: \tilde{\mathbf{z}} = \tilde{\mathbf{c}} \\ \mathbf{H}_1: \tilde{\mathbf{z}} = \tilde{\mathbf{s}} + \tilde{\mathbf{c}} \end{cases} \quad (26)$$

其中, $\tilde{\mathbf{z}} = \mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{z}$, $\tilde{\mathbf{c}} = \sqrt{\tau} \mathbf{M}^{-1/2} \mathbf{x}$, $\tilde{\mathbf{s}} = \tilde{\mathbf{U}}_S \mathbf{b}$, 此时,在 \mathbf{H}_0 和 \mathbf{H}_1 假设下观测数据矢量分别满足:

$$\tilde{\mathbf{z}}|\tau, \mathbf{H}_0 \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \tau \mathbf{I}) \quad (27)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}|\tau, \mathbf{H}_1 \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \tilde{\mathbf{U}}_S \mathbf{R}_b \tilde{\mathbf{U}}_S^H + \tau \mathbf{I}) \quad (28)$$

进一步将目标协方差矩阵重新表示为以下形式^[7]:

$$\tilde{\mathbf{R}}_b = (\tilde{\mathbf{U}}_S^H \tilde{\mathbf{U}}_S)^{1/2} \mathbf{R}_b (\tilde{\mathbf{U}}_S^H \tilde{\mathbf{U}}_S)^{1/2} = \mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{V}^H \quad (29)$$

其中, \mathbf{V} 是由 $\tilde{\mathbf{R}}_b$ 的特征向量所构成的酉矩阵, $\mathbf{D} = \text{diag}[d_1, d_2, \dots, d_r]$ 表示由 $\tilde{\mathbf{R}}_b$ 的特征值所组成的 $r \times r$ 维对角矩阵。定义以下变量:

$$\tilde{\mathbf{V}} = \tilde{\mathbf{U}}_S (\tilde{\mathbf{U}}_S^H \tilde{\mathbf{U}}_S)^{-1/2} \mathbf{V} = [\tilde{\mathbf{v}}_1, \tilde{\mathbf{v}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{v}}_r] \quad (30)$$

则 $\tilde{\mathbf{V}}$ 的列组成标准正交组。将 $\tilde{\mathbf{V}}$ 的零空间定义为 $\tilde{\mathbf{V}}^\perp$,其维数为 $N \times (N-r)$,则

$$\tilde{\mathbf{V}}^{\perp H} [\tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{V}}^\perp] = [\mathbf{0}_{(N-r) \times r} \quad \mathbf{I}_{(N-r) \times (N-r)}] \quad (31)$$

利用上述结论,可以将白化后的协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{U}}_S \mathbf{R}_b \tilde{\mathbf{U}}_S^H + \tau \mathbf{I}$ 分解为:

$$\begin{aligned} & \tilde{\mathbf{U}}_S \mathbf{R}_b \tilde{\mathbf{U}}_S^H + \tau \mathbf{I} \\ & = [\tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{V}}^\perp] \begin{bmatrix} \mathbf{D} + \tau \mathbf{I}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tau \mathbf{I}_{N-r} \end{bmatrix} [\tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{V}}^\perp]^H \end{aligned} \quad (32)$$

其逆矩阵为:

$$(\tilde{\mathbf{U}}_S \mathbf{R}_b \tilde{\mathbf{U}}_S^H + \tau \mathbf{I})^{-1} = \sum_{i=1}^r \frac{1}{d_i + \tau} \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{v}}_i} + \frac{1}{\tau} \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{V}}^\perp} \quad (33)$$

其中, $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{v}}_i} = \tilde{\mathbf{v}}_i \tilde{\mathbf{v}}_i^H$, $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{V}}^\perp} = \tilde{\mathbf{V}}^\perp \tilde{\mathbf{V}}^{\perp H}$ 。由于 \mathbf{V} 是酉矩阵,且 $\tilde{\mathbf{V}}$ 的列组成标准正交组,因此 $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{V}}} = \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{U}}_S}$ 。采用类似的方式将 $\det(\tilde{\mathbf{U}}_S \mathbf{R}_b \tilde{\mathbf{U}}_S^H + \tau \mathbf{I})^{-1}$ 展开,即

$$\det(\tilde{\mathbf{U}}_S \mathbf{R}_b \tilde{\mathbf{U}}_S^H + \tau \mathbf{I})^{-1} = \left(\frac{1}{\tau}\right)^{N-r} \prod_{i=1}^r \frac{1}{d_i + \tau} \quad (34)$$

利用上述矩阵求逆结果,可以将GLRT重新表示为:

$$\frac{\max_{\mathbf{D}} \max_{\tilde{\mathbf{V}}} \max_{\tau} f_1(\tilde{\mathbf{z}}|\tau, \mathbf{D}, \tilde{\mathbf{V}}, \mathbf{H}_1)}{\max_{\tau} f_0(\tilde{\mathbf{z}}|\tau, \mathbf{H}_0)} \underset{\mathbf{H}_0}{\overset{\mathbf{H}_1}{>}} G \quad (35)$$

在 \mathbf{H}_0 和 \mathbf{H}_1 假设下,对数似然函数分别为:

$$l_0 = \ln f_0 \propto -N \ln \tau - \frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \tilde{\mathbf{z}}}{\tau} \quad (36)$$

$$\begin{aligned} l_1 = \ln f_1 \propto & -(N-r) \ln \tau - \sum_{i=1}^r \ln(d_i + \tau) \\ & - \sum_{i=1}^r \frac{1}{d_i + \tau} \tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{v}}_i} \tilde{\mathbf{z}} - \frac{1}{\tau} \tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{V}}^\perp} \tilde{\mathbf{z}} \end{aligned} \quad (37)$$

采用ML方法估计 d_i ,使 l_1 最大化,其估计值满足

$$\hat{d}_i + \tau = \tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{v}}_i} \tilde{\mathbf{z}} \quad (38)$$

代入 l_1 ,得

$$l_1 \propto -N \ln \tau - \sum_{i=1}^r \ln\left(\frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{v}}_i} \tilde{\mathbf{z}}}{\tau}\right) - \frac{1}{\tau} \tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{V}}^\perp} \tilde{\mathbf{z}} \quad (39)$$

进一步在两种假设下计算 τ 的MAP估计,即

$$\hat{\tau}_i = \arg \max_{\tau} f_i(\tau|\tilde{\mathbf{z}}, \mathbf{H}_i) \quad (40)$$

其中,后验PDF $f_i(\tau|\tilde{\mathbf{z}}, \mathbf{H}_i)$ 采用Bayesian公式得到,即

$$f_i(\tau|\tilde{\mathbf{z}}, \mathbf{H}_i) \propto f_i(\tilde{\mathbf{z}}|\tau, \mathbf{H}_i) p(\tau) \quad (41)$$

在 \mathbf{H}_0 假设下,将 $f_0(\tilde{\mathbf{z}}|\tau, \mathbf{H}_0)$ 及纹理分量的PDF分别代入Bayesian公式,得

$$f_0(\tau|\tilde{\mathbf{z}}, \mathbf{H}_0) \propto \tau^{-(v+1+N)} \exp\left(-\frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \tilde{\mathbf{z}} + \beta}{\tau}\right) \quad (42)$$

令 $\zeta = v + N + 1$,式(42)两边分别取对数,得

$$\ln f_0(\tau|\tilde{\mathbf{z}}, \mathbf{H}_0) \propto -\zeta \ln \tau - \frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \tilde{\mathbf{z}} + \beta}{\tau} \quad (43)$$

关于 τ 求偏导, 并令偏导等于零, 得到 τ 的MAP估计为:

$$\hat{\tau}_0^{\text{MAP}} = \frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \tilde{\mathbf{z}} + \beta}{\zeta} \quad (44)$$

将估计值代入式(36), 得

$$l_0 \propto -N \ln \left(\frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \tilde{\mathbf{z}} + \beta}{\zeta} \right) - \zeta \frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \tilde{\mathbf{z}}}{\tilde{\mathbf{z}}^H \tilde{\mathbf{z}} + \beta} \quad (45)$$

在 \mathbf{H}_1 假设下, 令 $\zeta = v + N - r + 1$, 采用类似方法得到 τ 的MAP估计值并代入式(37), 得

$$l_1 \propto -N \ln \left(\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}} + \beta \right) - \sum_{i=1}^r \ln \left(\zeta \frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}_i} \tilde{\mathbf{z}}}{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}}} \right) + \ln \left(\frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}} + \beta}{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}}} \right) - \zeta \frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}}}{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}} + \beta} \quad (46)$$

令 $h_i = \frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}_i} \tilde{\mathbf{z}}}{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}}}$, 则GLRT推导的最后一步为关于 h_i 的最小化, 这里利用文献[6]给出的定理, 即

$$\min_{h_i} \sum_{i=1}^r \ln(\zeta h_i) = \ln \left[\zeta \left(\frac{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}}}{\tilde{\mathbf{z}}^H \mathbf{P}_{\mathbf{V}^\perp} \tilde{\mathbf{z}}} - \frac{r-1}{N-r} \right) \right] \quad (47)$$

利用上述推导结果, 可以将GLRT最终表示为:

$$N \ln \left(1 + \frac{g_0 - g_1}{g_1 + \beta} \right) + \ln \left(\frac{g_1 + \beta}{g_1} \right) - \zeta \frac{g_1}{g_1 + \beta} + \zeta \frac{g_0}{g_0 + \beta} - \ln \left[\zeta \left(\frac{g_0}{g_1} - \frac{N-1}{N-r} \right) \right] \stackrel{\mathbf{H}_1}{>} \stackrel{\mathbf{H}_0}{<} G \quad (48)$$

这即为SOG目标的GLRT检验统计量, 在后续仿真时将其称之为SOG-GLRT。从检测器结构来看, SOG-GLRT的运算复杂度较FOG-GLRT明显增加。

3.4 协方差矩阵估计方法

分别将采样协方差矩阵(Sample Covariance Matrix, SCM)、归一化采样协方差矩阵(Normalized SCM, NSCM)和定点估计(Fixed Point Estimator, FPE)^[17]作为协方差矩阵估计值, 代入GLRT, 即可构造出新的自适应检测器。SCM是较为简单且常用的估计方法, 表示为:

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{SCM}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H \quad (49)$$

NSCM可视为归一化形式的SCM, 表示为:

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{NSCM}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H}{\mathbf{z}_k^H \mathbf{z}_k / N} = \frac{N}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H}{\mathbf{z}_k^H \mathbf{z}_k} \quad (50)$$

其中, $\hat{\tau}_k = \mathbf{z}_k^H \mathbf{z}_k / N$ 表示海杂波局部功率水平的估

计值, 它在不同参考单元之间随机起伏。FPE通常采用迭代方法近似求解, 即

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}}(i+1) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{z}_k \mathbf{z}_k^H}{\hat{\tau}(i+1)} \quad (51)$$

$$\hat{\tau}(i+1) = \frac{\mathbf{z}_k^H \hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}}^{-1}(i) \mathbf{z}_k}{N} \quad (52)$$

其中, $i = 1, \dots, N_{\text{it}}$, N_{it} 为迭代次数, 已有研究表明, 当 $N_{\text{it}}=3$ 时迭代过程即可收敛^[17]。协方差矩阵的初始值采用NSCM代替, 即 $\hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}}(1) = \hat{\mathbf{M}}_{\text{NSCM}}$, 在每一步迭代中, 都要对协方差矩阵的迹进行修正, 以使其具有归一化值。

4 检测性能仿真分析

采用Monte Carlo仿真方法, 对本文自适应检测方法的性能进行验证分析。为减小运算量, 虚警概率 P_{fa} 设定为 10^{-3} , 在不同信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)条件下, 估计检测门限和检测概率 P_d 的仿真次数均为 $100/P_{\text{fa}}$ 次。

假定海杂波功率水平为单位值, 散斑分量建模为复高斯模型, 其协方差矩阵 \mathbf{M} 的第 (i, j) 个元素为:

$$[\mathbf{M}]_{i,j} = \rho^{|i-j|} \quad (53)$$

其中, ρ 表示1阶相关系数。在后续仿真时, 如无特殊说明, 纹理分量的形状参数和1阶相关系数分别取 $v=1.7$ 和 $\rho=0.9$ 。

在仿真时分别考虑FOG和SOG两类子空间目标。对于前者, 假定目标子空间的维数为 $r=2$, 导向矩阵 \mathbf{E} 完全已知, 归一化多普勒频率分别为 $f_0=0.2$ 和 $f_0=0.3$, 目标回波功率在子空间各维上均匀分布, 且目标幅度矢量 \mathbf{a} 中的各元素均设定为单位值。对于后者, 假定目标信号为直升机主旋翼调制信号, 表示为 $\mathbf{s} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_s^2 \mathbf{M}_s)$, 由文献[26]可知, 其协方差矩阵 \mathbf{M}_s 的各元素为:

$$[\mathbf{M}_s]_{k,l} = \frac{\sin^2[\pi B_s(k-l)]}{[\pi B_s(k-l)]^2} \exp[-j2\pi f_s(k-l)] \quad (54)$$

其中, f_s 和 B_s 分别表示目标信号的归一化多普勒频率和归一化带宽, 在仿真时分别取 $f_s=0.3$ 和 $B_s=0.2$ 。

4.1 检测性能对比分析

假定协方差矩阵已知, 相干脉冲数为 $N=8$, 对两类子空间目标的检测性能进行对比分析。分别取 $v=1.7$ 和 $v=1.1$, 则FOG-GLRT和SOG-GLRT的检测性能曲线如图1(a), 图1(b)所示。由仿真结果可知, 当海杂波较为尖锐, 即形状参数较小时, 两类

检测器的性能差异较大，其中，FOG-GLRT的检测性能明显优于SOG-GLRT。逐渐增大形状参数并开展类似分析，当形状参数增大到1.7时，两类检测器的检测性能曲线几乎重叠。由于后续大部分仿真中形状参数均设定为 $v=1.7$ ，因此在分析时不再给出SOG-GLRT的仿真结果曲线。在两类目标模型假定下，FOG-GLRT的检测性能均随海杂波形状参数的减小而提升，而对于SOG-GLRT，当形状参数减小时其检测性能曲线出现交叉点，对应的SCR分别在0 dB和6 dB附近。

4.2 协方差矩阵估计方法的影响

假定参考单元数为 $K=16$ ，形状参数为 $v=1.7$ ，不同距离单元之间的纹理分量完全独立。对于3.4节给出的3种协方差矩阵估计方法，自适应FOG-GLRT的性能曲线如图2所示。可以看出，采用SCM作为协方差矩阵估计值的自适应检测器具

有较差的检测性能，相比之下，FPE对应的检测性能较好，但是检测性能的提升是以牺牲检测器的运算复杂度为代价的。而对于NSCM，其运算复杂度和检测性能均介于SCM和FPE之间。当SCR为10 dB时，与NSCM相比，采用FPE作为协方差矩阵估计值的自适应检测器在同等条件下可使检测性能提升21%。

4.3 参考单元数的影响

在分析参考单元数的影响时，取 $N=8$ ， K 为变量($K=8,16,32,64$)，协方差矩阵估计方法采用NSCM。对于不同的 K ，仿真结果如图3所示。由图可知，当参考单元数不足时即 $K=8$ 的情况，自适应检测器的检测概率几乎为零，此时可认为检测器失效。随着 K 的增加，检测性能逐步改善，但是改善程度也在逐步收敛，例如，当SCR为10 dB时，采用32个参考单元的自适应检测器与16个参考单元

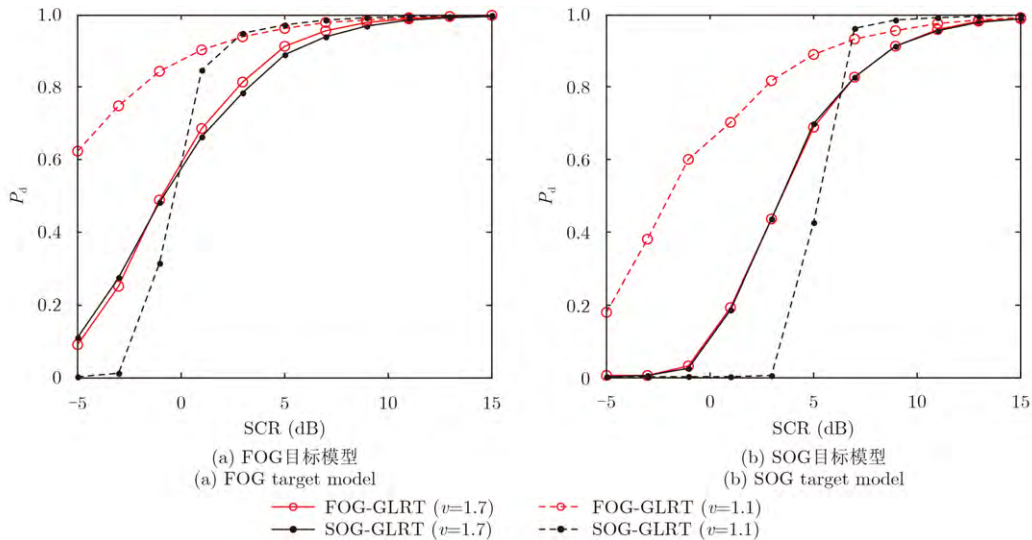


图1 检测性能对比

Fig. 1 Comparison of detection performance

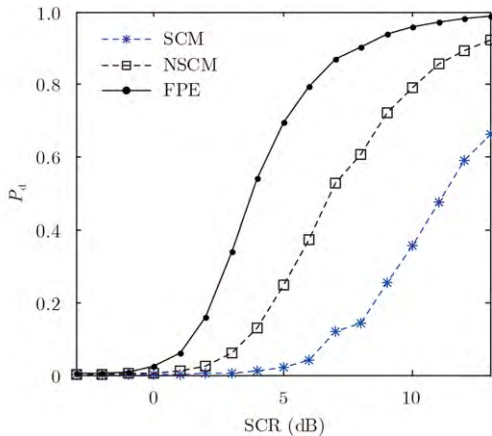


图2 协方差矩阵估计方法的影响

Fig. 2 Influence of covariance matrix estimation method

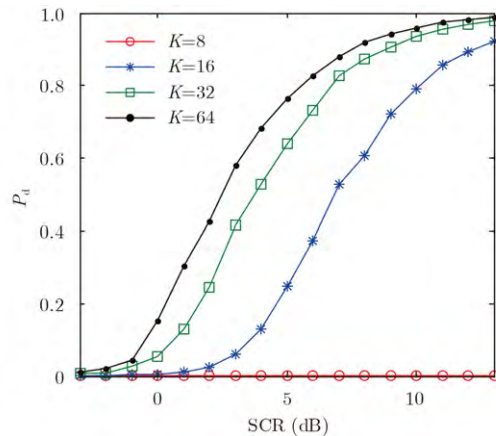


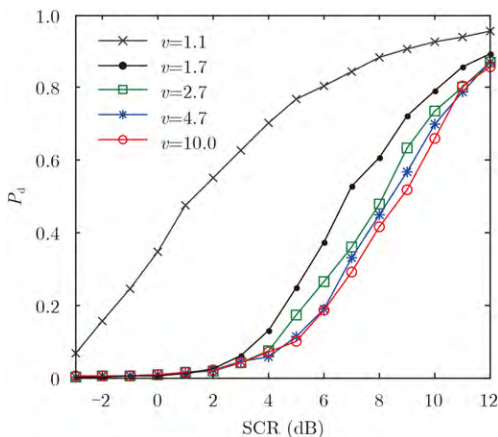
图3 参考单元数的影响

Fig. 3 Influence of reference cell numbers

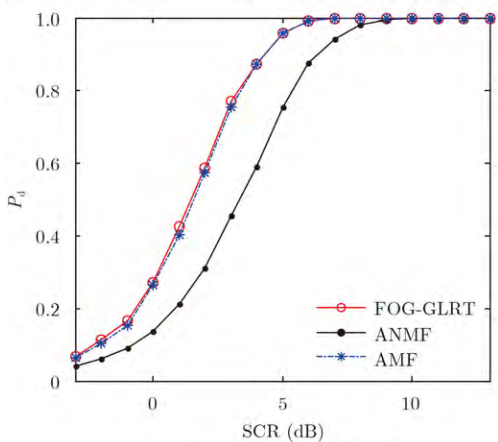
的情况相比, 检测性能提升了8.76%, 而采用64个参考单元的自适应检测器与32个参考单元的情况相比, 检测性能仅提升1.2%。因此, 在不改变检测器结构的情况下, 通过采用更多参考单元数来实现检测性能提升存在一定的局限性。此外, 在高分辨率、高海况等条件下, 海杂波通常表现出较强的空间非均匀性, 导致有效参考单元数通常不足, 在该情况下如何有效改善检测性能, 是需要进一步研究的理论问题。

4.4 海杂波形状参数的影响

在4.1节中已初步给出了不同形状参数影响下的检测性能曲线, 这里进一步以FOG-GLRT为研究对象分析形状参数的影响。分别取 $N=8$ 和 $K=16$, 形状参数 v 为变量, 当 v 的取值从 $v=10.0$ 逐步减小到 $v=1.1$ 时, 仿真结果如图4(a)所示。由图可知, 随着海杂波非高斯程度的增强, 检测性能逐渐改善, 这主要是因为检测器设计时所考虑的海杂波背景为非高斯模型, 非高斯程度越显著, 则检测器与背景的匹配程度越好, 因此能够取得较好的检测性能。



(a) 不同形状参数条件下的检测性能
(a) Detection performance under different shape parameters



(b) 高斯背景下的检测性能
(b) Detection performance in Gaussian environment

图4 形状参数的影响

Fig. 4 Influence of shape parameter

随 v 的增加, 检测性能曲线逐渐收敛, 检测概率不再进一步降低。在图4(b)中, 进一步给出了形状参数取极端值时即形状参数无穷大, 此时海杂波模型退化为高斯模型自适应检测器的检测性能曲线, 未知的协方差矩阵从32个邻近参考单元中估计得到。此外, 为便于比较在图中还同时给出了AMF和ANMF的检测性能曲线。可以看出, 在高斯背景下, FOG-GLRT与AMF的检测性能一致, 且两者均优于ANMF检测器。

4.5 空间相关性的影响

在上述仿真中, 均假定不同距离单元之间的纹理分量为完全独立的情况。这里考虑另一种极端情况, 即纹理分量在不同距离单元之间完全相关^[27]。实测海杂波中的检测性能将介于这两种极端情况之间。

分别考虑3种协方差矩阵估计方法, 自适应FOG-GLRT的检测性能曲线如图5所示, 图中的实线和虚线分别对应纹理分量完全相关和完全独立情况。可以看出, 对于采用FPE和NSCM作为协方差矩阵估计方法的自适应检测器, 其检测性能与纹理分量的空间相关性无关, 这与文献[5]给出的检测性能分析结果一致该文关注的是秩1目标, 而对于SCM, 在纹理分量完全相关的情况下, 其检测性能较好。

5 实测海杂波中的检测性能分析

在仿真分析的基础上, 进一步采用某S波段干雷达海杂波测量数据对检测性能进行验证分析。试验雷达为VV极化, AD采样率为10 MHz, 海况约为3-4级, 雷达天线工作在驻留模式。在算法验证时, 分别取 $K=32$ 和 $N=8$, 并同时根据目标模型和SCR的不同在数据中叠加仿真目标。目标信号建模为直升机主旋翼调制信号, 参数同上节的仿真分析一致, SCR定义为:

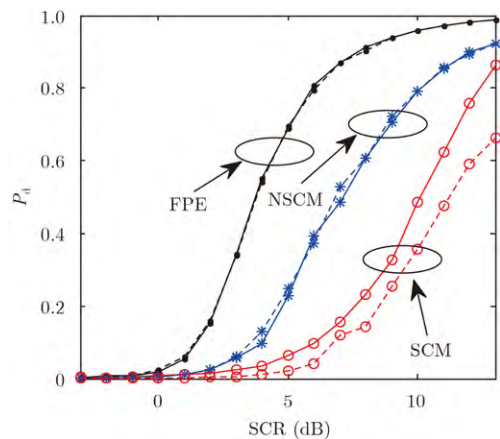


图5 空间相关性的影响

Fig. 5 Influence of spatial correlation

$$SCR = \sigma_S^2 / \sigma_C^2 \tag{55}$$

其中, σ_C^2 为海杂波平均功率水平, 其直接从实测数据中估计得到, 即

$$\sigma_C^2 = \frac{1}{KN_T} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{N_T} c_k(n) \tag{56}$$

其中, N_T 表示单个距离单元包含的总脉冲数, 在分析时将虚警概率设定为 $P_{fa} = 10^{-3}$ 。

首先对海杂波的统计分布特性进行分析, 所采用的理论分布模型包括瑞利、对数正态、韦布尔、K和II纹理复合高斯模型(CG-II)5种, 海杂波的经验概率分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)曲线及建模结果如图6所示, 图中纵坐标表示1-CDF域, 它等同于虚警概率的含义^[28]。

由建模结果可知, 海杂波幅度分布明显偏离瑞利模型, 与韦布尔和对数正态模型相比, 复合高斯模型中的K和CG-II均能得到较为满意的拟合效果, 而在拖尾部分, CG-II的拟合精度更佳, 采用拟合优度检验方法可进一步证实该结果。CG-II模型的形状参数和尺度参数分别为 $v=7.28$ 和 $\eta=0.078$ 。

进一步对自适应检测器的检测性能进行定量分析。由于CG-II模型的形状参数较大, FOG-GLRT与SOG-GLRT的检测性能几乎一致, 因此这里只给出前者的检测性能曲线, 为便于比较, 还同时给出了AMF和ANMF的检测性能曲线。未知的协方差矩阵从32个邻近参考单元中估计得到, 估计方法采用性能较好的FPE方法。

在不同SCR条件下, 各检测器在实测海杂波中的检测性能曲线分别如图7所示。可以看出, 在3类检测器中, 由于FOG-GLRT在设计阶段考虑了海

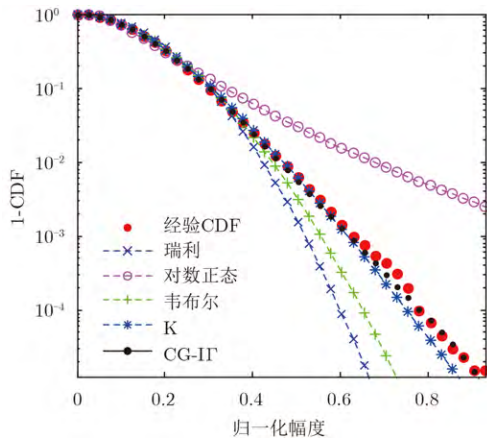


图6 海杂波幅度分布建模结果

Fig. 6 Amplitude distribution modeling results of sea clutter

杂波的幅度分布先验信息, 且在检测阶段采用了与当前海杂波环境相匹配的模型参数, 因此在检测性能上优于AMF和ANMF检测器。此外, AMF检测器的门限效应较为显著, 即, 当SCR提升时, 其检测性能从几乎检测不到快速变化为几乎完全检测到, 在秩1目标模型假设下也可观测到类似结果^[17]。在图8中进一步给出了SCR为5 dB条件下, 检测概率随目标信号归一化多普勒频率 f_s 之间的关系曲线。由图可知, 在主杂波区, 各检测器均形成凹口, 凹口最深处对应海杂波的多普勒中心频率, 当偏离主杂波区时, 各检测器的检测性能均得到改善。从总体上看, 本文提出的自适应FOG-GLRT在各频点上的检测性能均优于已有AMF和ANMF检测器。

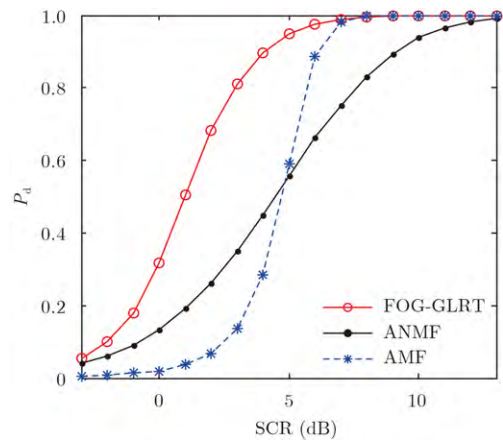


图7 实测海杂波中的检测性能

Fig. 7 Detection performance in measured sea clutter

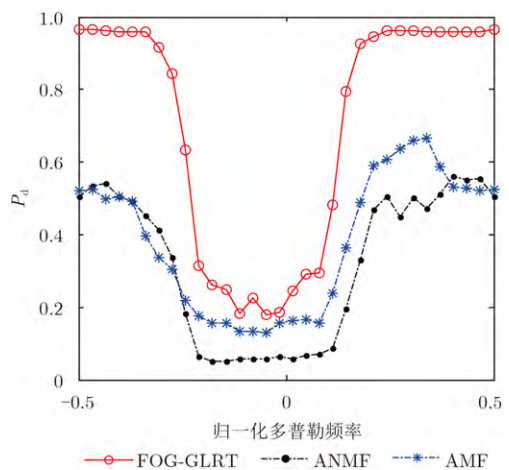


图8 检测性能随目标多普勒频率的变化曲线

Fig. 8 Variation of detection performance with the target's Doppler frequency

6 结论

研究了II纹理复合高斯背景下FOG和SOG两

类子空间目标的自适应检测问题。采用两步GLRT基本原理,分别推导了检验统计量,即FOG-GLRT和SOG-GLRT,其中,后者采用MAP方法估计纹理分量,且在推导时采用了矩阵分块思想以得到封闭形式的检验统计量。以SCM、NSCM和FPE作为协方差矩阵估计值,构造出新的自适应检测器。本文检测器有效、合理地利用了海杂波环境的先验分布模型,实现了与工作环境的匹配,经仿真数据和实测数据验证,其可实现检测性能的改善。后续研究将重点关注检测器的环境稳健性问题,同时,多次观测条件下的自适应检测器设计也是需要进一步解决的理论问题。

参 考 文 献

- [1] 何友,黄勇,关键,等.海杂波中的雷达目标检测技术综述[J].现代雷达,2014,36(12):1-9.
He Y, Huang Y, Guan J, et al. An overview on radar target detection in sea clutter[J]. *Modern Radar*, 2014, 36(12): 1-9.
- [2] Ward K, Tough R, and Watts S. Sea Clutter: Scattering, the K-Distribution and Radar Performance, 2nd ed[M]. London: The Institution of Engineering and Technology, 2013.
- [3] Gini F and Farina A. Vector subspace detection in compound-Gaussian clutter, Part I: Surgey and new results[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(4): 1295-1311.
- [4] Conte E, Lops M, and Ricci G. Asymptotically optimum radar detection in compound-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(2): 617-625.
- [5] Gini F. Suboptimum coherent radar detection in a mixture of K-distributed and Gaussian clutter[J]. *IEE Proceedings, Radar, Sonar and Navigation*, 1997, 144(1): 39-48.
- [6] Jin Y and Friedlander B. A CFAR adaptive subspace detector for second-order Gaussian signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(3): 871-884.
- [7] Bon N, Khenchaf A, and Garello R. GLRT subspace detection for range and Doppler distributed targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(2): 678-696.
- [8] Liu J, Zhang Z J, Yang Y, et al. A CFAR adaptive subspace detector for first-order or second-order Gaussian signals based on a single observation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(11): 5126-5140.
- [9] Robey F C, Fuhrman D L, Kelly E J, et al. A CFAR adaptive matched filter detector[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, 28(1): 208-216.
- [10] Kraut S, Scharf L L, and McWhorter L T. Adaptive subspace detectors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(1): 1-16.
- [11] Kraut S and Scharf L L. The CFAR adaptive subspace detector is a scale-invariant GLRT[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(9): 2538-2541.
- [12] Liu W J, Xie W C, Liu J, et al. Adaptive double subspace signal detection in Gaussian background—Part I: Homogeneous environments[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(9): 2345-2357.
- [13] Liu W J, Xie W C, Liu J, et al. Adaptive double subspace signal detection in Gaussian background—Part II: Partially homogeneous environments[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(9): 2358-2369.
- [14] 丁昊,薛永华,黄勇,等.均匀和部分均匀杂波中子空间目标的斜对称自适应检测方法[J].雷达学报,2015,4(4):418-430.
Ding H, Xue Y H, Huang Y, et al. Persymmetric adaptive detectors of subspace signals in homogeneous and partially homogeneous clutter[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(4): 418-430.
- [15] JIAN T, HE Y, LIAO G S, et al. Adaptive persymmetric detector of generalised likelihood ratio test in homogeneous environment[J]. *IET Signal Processing*, 2016, 10(2): 91-99.
- [16] Conte E, Lops M, and Ricci G. Adaptive matched filter detection in spherically invariant noise[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 1996, 3(8): 248-250.
- [17] Conte E and Maio A D. Mitigation techniques for non-Gaussian sea clutter[J]. *IEEE Journal of Ocean Engineering*, 2004, 29(2): 284-302.
- [18] Gao Y C, Liao G S, and Liu W J. High resolution radar detection in interference and non-homogeneous noise[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016. DOI: 10.1109/LSP.2016.2597738.
- [19] 刘明,水鹏朗.海杂波背景下的组合自适应GLRT-LTD[J].电子与信息学报,2015,37(12):2834-2990.
Liu M and Shui P L. Combined adaptive GLRT-LTD against sea clutter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(12): 2834-2990.
- [20] GAO Y C, LIAO G S, ZHU S Q, et al. A persymmetric GLRT for adaptive detection in compound-Gaussian clutter with random texture[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(6): 615-618.
- [21] Kong L J, Li N, Cui G L, et al. Adaptive Bayesian detection for multiple-input multiple-output radar in compound-Gaussian clutter with random texture[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(4): 689-698.
- [22] 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.
- [23] Bandiera F, Besson O, and Ricci G. Knowledge-aided covariance matrix estimation and adaptive detection in compound-Gaussian noise[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5391-5396.

- [24] Sangston K J, Gini F, and Greco M S. Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(1): 64–77.
- [25] Ding H, Guan J, Liu N B, *et al.* New spatial correlation models for sea clutter[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(9): 1833–1837.
- [26] Gini F and Farina A. Matched subspace CFAR detection of hovering helicopters[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(4): 1293–1305.
- [27] Pulsone N B and Raghavan R S. Analysis of an adaptive CFAR detector in non-Gaussian interference[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(3): 903–916.
- [28] Chan H C. Radar sea-clutter at low grazing angles[J]. *IEEE Proceedings-F*, 1990, 137(2): 102–112.

作者简介



丁昊(1988–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为海杂波特性认知、雷达目标检测等。

E-mail: hao3431@tom.com



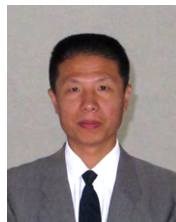
刘宁波(1983–), 男, 博士, 讲师, 研究方向为雷达信号处理、海杂波中目标的非线性检测。

E-mail: lnb198300@163.com



王国庆(1980–), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为高速信号采集、雷达信号处理等。

E-mail: gqwang80@126.com



关键(1968–), 男, 教授, 博士生导师, 获全国优秀博士学位论文奖, 新世纪百千万人才工程国家级人选。主要研究方向为雷达目标检测与跟踪、侦察图像处理和信息融合。

E-mail: guanjian96@tsinghua.org.cn