

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.03.007

采用收发极化联合优化的极化雷达目标检测新算法

吕 弘, 彭雅莉, 周顺先

(湘南学院 软件与通信工程学院, 湖南 郴州 423000)

摘要:针对极化雷达在非高斯杂波背景下的未知目标检测问题,建立了一种收发极化可变的全极化雷达测量模型,提出了一种基于广义似然比检测的收发极化优化目标检测器,并得到了检测判决量的闭环形式。在性能分析环节,推导得到了该检测器检测性能的解析表达式,指出了它的恒虚警性质,明确了收发极化矢量与检测性能之间的对应关系。在性能验证环节,首先设计了非高斯杂波背景下的目标检测实验,结果表明,在相同的实验条件下,本文检测算法的抗杂波非高斯性能和检测性能优于现有典型目标先验信息未知的极化检测器,性能接近目标和杂波先验信息已知的最优极化检测器。接着对比了收发极化联合优化、发射极化优化和收发极化固定 3 种极化雷达的目标检测性能,结果表明,在相同的实验条件下,收发极化联合优化的极化雷达具有最优的目标检测性能。

关键词: 极化雷达; 目标检测; 杂波; 非高斯; 极化优化; 波形设计

中图分类号: TN95

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2018)03-058-09

A novel target detection algorithm of polarimetric radar based on joint transmit and receive polarization optimization

LYU Hong¹, PENG Yali, ZHOU Shunxian

(School of Software & Communications Engineering, Xiangnan University, Chenzhou 423000, Hunan, P.R. China)

Abstract: As to the unknown target detection for polarimetric radars under the background of non-Gaussian clutter, a measurement model of the fully-polarimetric radar with variable transmit and receive polarization is built. Then by employing the generalized likelihood ratio test (GLRT), a novel polarimetric detector based on joint transmit and receive polarization optimization is proposed and the close form of the test statistics is obtained. Furthermore, in the stage of performance analysis, its analytical expression of detection performance is derived. Remarkably, the newly proposed detector has the constant false alarm rate (CFAR) property. Moreover, the correspondence between the polarization vector and the detection performance is clarified. Finally, in the stage of performance assessment, we firstly design the experiment of the unknown target detection under the non-Gaussian clutter background. The results show that, with

收稿日期: 2018-01-06

基金项目: 郴州市科技计划资助项目(cz2015036, cz2015047); 湖南省教育厅资助科研项目(15C1288, 17C1486); 湖南省自然科学基金项目(2017JJ3287)。

Supported by the Scientific and Technological Project of Chenzhou City(cz2015036, cz2015047), Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department (15C1288, 17C1486) and the Natural Science Foundation of Hunan Province, China(2017JJ3287).

作者简介: 吕弘(1981—), 男, 主要从事统计信号处理, 计算机网络、企业计算等研究, (E-mail) lvhong1126@126.com;

彭雅莉(联系人), 主要从事信号处理和信息安全研究, (E-mail) ply09@163.com。

the same experimental conditions, the proposed algorithm has a better performance against non-Gaussian clutter than the existing polarization detectors for unknown targets, and also a better detection performance than them, while the detection performance of the proposed detector is close to the optimal polarization detector (OPD), which is with a prior knowledge of the target and clutter. Then we compare the detection performances of the polarimetric radar with joint transmit and receive polarization optimization, the one with only transmit polarization optimization and the one with fixed transmit and receive polarizations. The results show that under the same experimental conditions, the detection performance of the aforementioned first radar system is better than the latter two systems.

Keywords: polarimetric radar; target detection; clutter; non-Gaussian; polarization optimization; waveform design

由于信杂比(SCR, signal-to-clutter ratio)低,目标多普勒小,强杂波背景下静止/慢速小目标(如树林、草丛中隐藏的装甲目标,近海偷渡船只,低空飞行无人机等“低小慢”目标)的检测问题,始终是雷达目标检测领域的难点问题^[1]。

极化可提高雷达的目标检测能力,对于雷达极化问题的研究始于1946年,当时美国俄亥俄州立大学天线实验室的 Sinclair 指出,一个雷达目标可以视作一个“极化变换器”,他用一个 2×2 相干散射矩阵来描述一个相干雷达目标的散射特性,即 Sinclair 极化散射矩阵。以此为标志,开始了雷达极化信息处理领域的最初研究。1989年,美国麻省理工学院林肯实验室的 Novak 提出了极化匹配滤波器(PMF, polarimetric matched filter)、极化白化滤波器(PWF, polarimetric whiten filter)、张成检测器(span detector)和最优极化检测器(OPD, optimal polarization detector)^[2],开启了极化雷达目标检测理论的最初研究。但是,以 OPD 检测器为代表的上述极化检测器需要目标和杂波极化二阶矩的先验知识,而这种假设在实际应用中难以成立,为此研究人员寻求利用辅助通道数据来估计待检测单元杂波协方差矩阵以用于检测器设计^[3-4],这包括文献[3]提出的极化广义似然比检测器和文献[4]提出的极化空时自适应检测器等。但上述 2 种方法假定杂波服从高斯分布,当杂波偏离高斯分布时,它们的检测性能会明显下降,因此需研究非高斯杂波条件下的检测方法。然而,非高斯杂波增加了设计有效检测器的难度。比如,文献[5]提出的相干极化自适应检验统计量仅在 2 个极化通道的条件下有闭合形式表达式,文献[6-7]提出的检测器对杂波协方差矩阵不具有恒虚警(CFAR, constant false alarm rate)性质。但随着雷达分辨能力的提高,杂波表现出显著的非高斯性,造成基于辅助数据估计而设计的极化检测器的实际检测性能并不理想^[8-9]。因此,亟需发展非高斯杂波条件下的极化检测算法。

近来,研究发现,将传统的收发极化由固定式变为自适应方式可显著提高极化雷达对目标的探测能力。比如,文献[10]以 SCR 最大为准则,提出了一种雷达波形极化优化方法,利用美国陆军实验室的装甲目标微波暗室测量数据的实验,证实波形极化优化对目标检测能力提升达 4 dB。文献[11]采用矢量传感器天线作为极化雷达发射极化组件,提出了一种基于矢量传感器发射极化优化的检测算法,证实了相比于固定发射极化,发射极化优化雷达的目标检测性能更高。此外,文献[12]和文献[13]分别研究了高斯和部分高斯杂波背景下基于极化雷达波形优化设计的检测器设计问题,文献[14]则研究了非高斯杂波背景下,以提高输出信杂噪比为准则,极化雷达发射波形和接收滤波器组联合优化设计方法。上述研究结果表明,波形优化设计可显著改善极化雷达输出信杂噪比。

研究立足于解决全极化雷达的目标检测问题,利用收发极化联合优化,设计非高斯杂波背景下“低小慢”目标的极化检测器。在数学建模环节,描述了一种收发极化可变的极化雷达测量模型。在检测器设计环节,基于广义似然比方法(GLRT, generalized likelihood ratio test)设计了一种非高斯杂波背景下“低小慢”目标的极化检测器,并从理论上推导出了该检测器性能的解析表达式。在性能分析环节,采用蒙特卡洛仿真方法证实了算法具有良好的抗杂波非高斯性能,相比传统方法的性能优势。比较了收发极化联合优化雷达、发射极化优化雷达和收发极化方式固定雷达间的检测性能差异,结果证实,收发极化联合优化雷达的检测性能明

显优于其他 2 种极化雷达。

1 问题模型

首先,系统模型方面,全极化雷达发射信号可表示为

$$s(t) = \xi s(t) = [\xi_H, \xi_V]^T s(t), \quad (1)$$

式中: $s(t)$ 为发射信号的复包络; ξ 为发射天线极化矢量,且有 $\|\xi\|=1$ 。

雷达接收天线极化矢量为 $\eta = [\eta_H, \eta_V]^T$ ($\|\eta\|=1$),雷达回波信号不仅包含目标回波,还包含环境杂波以及接收机噪声分量。于是,全极化雷达回波信号可表示为

$$y(t) = \frac{g}{r^2} \eta^T (\mathbf{T} + \mathbf{C}) \xi s(t - \tau) + n(t), \quad (2)$$

式中: $n(t)$ 为噪声; τ 为信号自发射到再次返回接收的延迟时间; r 为目标到雷达的距离; g 为与载频、天线增益等因素有关的常系数; \mathbf{T} 和 \mathbf{C} 分别为目标和杂波的极化散射矩阵,具体形式分别为

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} T_{HH} & T_{HV} \\ T_{VH} & T_{VV} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

和

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C_{HH} & C_{HV} \\ C_{VH} & C_{VV} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

对式(2)进行数字化抽样和匹配滤波,再进行归一化处理将系数 $\frac{g}{r^2}$ 并入噪声项之后,雷达接收输出为

$$y = \eta^T (\mathbf{T} + \mathbf{C}) \xi + n. \quad (5)$$

引入系统响应矢量

$$\mathbf{h} = [\eta_H \xi_H, \eta_H \xi_V, \eta_V \xi_H, \eta_V \xi_V], \quad (6)$$

并将目标极化散射矩阵 \mathbf{T} 和杂波极化散射矩阵 \mathbf{C} 改写成矢量形式,即

$$\mathbf{x}_t = [T_{HH}, T_{HV}, T_{VH}, T_{VV}]^T \quad (7)$$

和

$$\mathbf{x}_c = [C_{HH}, C_{HV}, C_{VH}, C_{VV}]^T, \quad (8)$$

则可将式(5)改写成如下线性观测模型

$$y = \mathbf{h} \mathbf{x}_t + \mathbf{h} \mathbf{x}_c + n. \quad (9)$$

假定相干检测在一次雷达驻留期间的观测样本数为 M ,有测量模型为

$$y(m) = h(m) x_t(m) + h(m) x_c(m) + n(m), m = 1, 2, \dots, M. \quad (10)$$

目标散射特性方面,由于研究对象为“低小慢”目标,假定雷达驻留期内目标的极化散射系数不变,即 x_t 为一确定矢量。不同于目标散射特性,距离单元内的杂波为一系列非相干散射体回波的和,故考虑杂波 x_c 为以 \sum 为协方差矩阵的零均值复高斯随机矢量。此外,将噪声 n 看作方差为 σ^2 的零均值复高斯随机变量,而杂波和噪声统计独立。 M 个观测样本满足如下统计分布形式,即

$$y(m) \sim CN(\mathbf{h} \mathbf{x}_t, \mathbf{h} \sum \mathbf{h}^H + \sigma^2), m = 1, 2, \dots, M. \quad (11)$$

式中: $CN(\cdot)$ 表示复高斯分布; $(\cdot)^H$ 表示共轭转置。需要指出的是,在式(11)中,雷达发射接收极化 \mathbf{h} 通常是已知的,且系统噪声功率 σ^2 也可在雷达实际工作前事先测得,因此,未知参量只剩下目标散射矢量 \mathbf{x}_t 和杂波协方差矩阵 \sum 。

2 极化检测器设计

2.1 检验统计表达式

根据上节的分析可知,目标散射矢量 \mathbf{x}_t 和杂波协方差矩阵 \sum 均为未知参量,也就是说,待解决的检测

问题具有如下假设检验形式

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{x}_t = 0, \sum, \\ H_1: \mathbf{x}_t \neq 0, \sum. \end{cases} \quad (12)$$

由纽曼-皮尔逊假设检验准则可知,对上述检测问题应采用 GLRT 方法。若判 H_1 成立,则有

$$\ln L_{\text{GLR}} = \ln f_1(y_1, \dots, y_M; \hat{\mathbf{x}}_t, \sum_1) - \ln f_0(y_1, \dots, y_M; \sum_0) > \ln \gamma, \quad (13)$$

式中: f_0 和 f_1 分别为 H_0 和 H_1 条件下的概率密度函数; \sum_0 和 \sum_1 分别为 H_0 和 H_1 条件下 \sum 的最大似然估计(MLE, maximum likelihood estimation); $\hat{\mathbf{x}}_t$ 为 \mathbf{x}_t 在 H_1 条件下的 MLE, γ 为检测门限。为叙述方便,下文简记 $\ln f_0(y_1, \dots, y_M; \sum_0)$ 为 $\ln f_0(\sum_0)$, $\ln f_1(y_1, \dots, y_M; \hat{\mathbf{x}}_t, \sum_1)$ 为 $\ln f_1(\hat{\mathbf{x}}_t, \sum_1)$ 。

在 H_0 假设检验条件下,有 $\hat{\mathbf{x}}_t = 0$,相应的似然函数为

$$\ln f_0(\sum) = -M [\ln \pi + \ln |\Psi| + \Psi^{-1} S_0], \quad (14)$$

式中: $|\cdot|$ 为取绝对值操作; $\Psi = \mathbf{h}^H + \sigma^2$ 为观测数据的方差真值; S_0 为样本方差且满足

$$S_0 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{y}_m \mathbf{y}_m^*, \quad (15)$$

其中 $(\cdot)^*$ 指 (\cdot) 的共轭。在经一系列数学推导后可得 H_0 条件下 \sum 的 MLE 为(具体推导过程可套用文献[16])

$$\sum_0 = \mathbf{h}^+ S_0 \mathbf{h}^{+H} - \sigma^2 (\mathbf{h}^H \mathbf{h})^{-1}, \quad (16)$$

其中 $\mathbf{h}^+ = (\mathbf{h}^H \mathbf{h})^{-1} \mathbf{h}^H$ 为 \mathbf{h} 的伪逆矢量。于是, H_0 条件下基于 \sum 最大似然估计的对数似然函数为

$$\ln f_0(\sum_0) = -M [4 + \ln \pi - 3 \ln \sigma + \ln |\mathbf{h}^H \mathbf{h}| + \sigma^{-2} \Pi^\perp S_0 + \ln |\mathbf{h}^+ S_0 \mathbf{h}^{+H}|], \quad (17)$$

其中 $\Pi^\perp = 1 - \mathbf{h} \mathbf{h}^+$ 。

H_1 假设检验条件下,名义对数似然函数为

$$\ln f_1(\mu, \sum) = -M [\ln \pi + \ln |\Psi| + \Psi^{-1} \widetilde{\Psi}], \quad (18)$$

其中

$$\widetilde{\Psi} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (y_m - \mathbf{h} \mathbf{x}_t) (y_m - \mathbf{h} \mathbf{x}_t)^H. \quad (19)$$

根据式(18)可得, H_1 条件下 \mathbf{x}_t 和 \sum 的 MLE 分别为(具体推导过程可套用文献[11])

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \mathbf{h}^+ \bar{y} \quad (20)$$

和

$$\sum_1 = \mathbf{h}^+ S_1 \mathbf{h}^{+H} - \sigma^2 (\mathbf{h}^H \mathbf{h})^{-1}, \quad (21)$$

式中: \bar{y} 为样本均值,满足 $\bar{y} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M y_m$; S_1 为样本方差,表达式为 $S_1 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (y_m - \bar{y})(y_m - \bar{y})^*$ 。于是, H_1

假设检验条件下,基于参数 \mathbf{x}_t 和 \sum 最大似然估计的对数似然函数为

$$\ln f_1(\hat{\mathbf{x}}_t, \sum_1) = -M [4 + \ln \pi - 3 \ln \sigma + \ln |\mathbf{h}^H \mathbf{h}| + \sigma^{-2} \Pi^\perp S_0 + \ln |\mathbf{h}^+ S_1 \mathbf{h}^{+H}|]. \quad (22)$$

此外,对于任意 $M \times M$ 维矩阵 \mathbf{C} ,有

$$\ln |\mathbf{h}^+ \mathbf{C} \mathbf{h}^{+H}| = \ln |\mathbf{h}^H \mathbf{C} \mathbf{h}| - 2 \ln \mathbf{h}^H \mathbf{h}. \quad (23)$$

将式(17)和式(22)代入式(13)得到检验统计量为

$$\ln L_{\text{GLR}} = -M(\ln |\mathbf{h}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{h}| - \ln |\mathbf{h}^H \mathbf{S}_0 \mathbf{h}|)。 \quad (24)$$

对于式(24),有如下等式成立(具体推导过程可套用文献[11]附录 B)

$$|\mathbf{h}^H \mathbf{S}_0 \mathbf{h}| = |\mathbf{h}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{h}| [1 + \bar{\mathbf{y}}^* \mathbf{h} (\mathbf{h}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{h})^{-1} \mathbf{h}^H \bar{\mathbf{y}}]。 \quad (25)$$

所以式(24)等价于

$$\ln L_{\text{GLR}} = M \ln [1 + \bar{\mathbf{y}}^* \mathbf{h} (\mathbf{h}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{h})^{-1} \mathbf{h}^H \bar{\mathbf{y}}]。 \quad (26)$$

观察式(26)不难看出,检验统计量 $\ln L_{\text{GLR}}$ 是参数项 $\bar{\mathbf{y}}^* \mathbf{h} (\mathbf{h}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{h})^{-1} \mathbf{h}^H \bar{\mathbf{y}}$ 的单调递增函数。于是可以将检验统计量进一步简化为

$$T_{\text{GLR}} = \bar{\mathbf{y}}^* \mathbf{h} (\mathbf{h}^H \mathbf{S}_1 \mathbf{h})^{-1} \mathbf{h}^H \bar{\mathbf{y}}。 \quad (27)$$

至此,得到了文中方法检验统计量 T_{GLR} 的解析形式。

2.2 检测器的检测性能

这一节推导 2.1 节得到检测统计量的检测性能。令 $z_m = \mathbf{h}^H \mathbf{y}_m (m=1, \dots, M)$, 则式可以等价写为

$$T_{\text{GLR}} = \bar{\mathbf{z}}^* \mathbf{S}_z^{-1} \bar{\mathbf{z}}, \quad (28)$$

其中 $\bar{\mathbf{z}}$ 和 \mathbf{S}_z 分别为复高斯分布 $CN(\mathbf{h}^H \mathbf{h} \mathbf{x}_t, \mathbf{h}^H \mathbf{h} \sum \mathbf{h}^H \mathbf{h} + \sigma^2 \mathbf{h}^H \mathbf{h})$ 的样本均值矢量和协方差矩阵, 满足

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M z_m, \\ \mathbf{S}_z = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (z_m - \bar{\mathbf{z}})(z_m - \bar{\mathbf{z}})^H. \end{cases} \quad (29)$$

利用文献[16]中推论 5.2.1, 得上述检测统计量满足如下分布

$$T_{\text{GLR}} \frac{M-4}{4} \sim \begin{cases} F_{8,2(M-4)}, \\ F'_{8,2(M-4)}(\lambda), \end{cases} \quad (30)$$

式中: F_{v_1, v_2} 表示双自由度为 v_1 和 v_2 的中心 F 分布; $F'_{v_1, v_2}(\lambda)$ 表示自由度为 v_1 和 v_2 的非中心 F 分布, 非中心参数 λ 等于

$$\begin{aligned} \lambda &= 2M \mathbf{x}_t^H \mathbf{h}^H \mathbf{h} [\mathbf{h}^H (\mathbf{h} \sum \mathbf{h}^H + \sigma^2) \mathbf{h}]^{-1} \mathbf{h}^H \mathbf{h} \mathbf{x}_t = \\ &= 2M \mathbf{x}_t^H [\mathbf{h}^H (\mathbf{h} \sum \mathbf{h}^H + \sigma^2) \mathbf{h}^H]^{-1} \mathbf{x}_t = \\ &= 2M \left[\mathbf{x}_t^H \sum^{-1} \mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^H \left(\sum + \frac{\sum \mathbf{h}^H \mathbf{h} \sum}{\sigma^2} \right)^{-1} \mathbf{x}_t \right]. \end{aligned} \quad (31)$$

上述检测器检测性能解析表达式为

$$\begin{cases} P_{fa} = Q_{F_{8,2(M-4)}}(\gamma_{\text{GLR}}), \\ P_d = Q_{F'_{8,2(M-4)}(\lambda)}(\gamma_{\text{GLR}}), \end{cases} \quad (32)$$

式中: 函数 $Q_{F_{8,2(M-4)}}(\cdot)$ 和 $Q_{F'_{8,2(M-4)}(\lambda)}(\cdot)$ 分别为 $F_{8,2(M-4)}$ 和 $F'_{8,2(M-4)}(\lambda)$ 的右尾概率函数; γ_{GLR} 为判决门限。至此,得到了检验统计量 T_{GLR} 检测性能的解析形式。

值得注意的是,式(32)中虚警概率表达式并不依赖于杂波协方差矩阵和噪声结构,与发射信号亦不相关,也就是说,文中检测算法为 CFAR 检测器。

3 检测性能验证

针对杂波背景下的目标极化检测问题,研究人员提出了一系列检测算法。选取 3 种有代表性的极化检测器:OPD 检测器、极化纹理无关广义似然比检测器(TF-GLR, texture-free GLR)^[5]和极化空时广义似然比检测器(PST-GLR, polarimetric space time GLR)^[4],对比它们与文中方法的差异。需要说明的是,OPD 检测器也即最优极化检测器,在已知目标散射矢量和杂波极化协方差矩阵先验信息的条件下,OPD 检测器通常视为极化检测器的检测性能上限。TF-GLR 检测器和 PST-GLR 检测器对目标的先验信息均未知,杂

波方面,PST-GLR 检测器利用辅助通道数据估计待检测单元杂波协方差矩阵,但它假定杂波满足高斯分布,故在杂波偏离高斯模型时,其检测性能可能会明显下降。TF-GLR 检测器通过对辅助单元杂波数据的归一化处理移除纹理分量,故称“纹理无关”,但该检测器仅当极化通道数为 2 时有解析表达式,且当杂波协方差矩阵未知时,检测统计量的概率分布未知。

3.1 抗杂波非高斯性能对比及结果

文中算法的一个重要特点在于,检验统计量的结构与待检测单元数据相关,而与辅助单元数据无关,在非高斯杂波条件下能保持良好的检测性能。取杂波服从协方差矩阵为 $\tau \sum$ 的复合高斯分布,其中 τ 为纹理分量,满足广义 Gamma 分布

$$f(\tau) = \frac{1}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{\nu}{\delta} \right)^{\nu} \tau^{\nu-1} e^{-\frac{\nu}{\delta}\tau}, \quad (33)$$

式中: $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数; δ 为平均功率; ν 为秩, ν 的值越小, 对应广义 Gamma 分布的非高斯性越强, 相反, ν 的值越大, 广义 Gamma 分布的高斯性越强, 当 $\nu = +\infty$, 杂波对应高斯分布。暂不考虑极化优化, 假定

雷达采用固定极化设计, 即取 $\xi_H = \xi_V = \frac{\sqrt{2}}{2}$, $\eta_H = \eta_V = \frac{\sqrt{2}}{2}$, 另外, 令 $\delta = 50$, $\sum_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 待检测

距离单元个数为 $N = 1$, 保护单元个数 $2H = 4$, 参考单元个数为 $2K = 64$, $M = 10$, 采用蒙特卡洛方法进行 10^5 次仿真。如图 1 所示给出几种检测器虚警概率随广义 Gamma 分布的秩 ν 的变化曲线。可以看出, 随着杂波非高斯程度的增加(由右至左), PST-GLR 检测器和 TF-GLR 检测器的虚警概率明显提高, 而文中算法、OPD 检测器依然保持较低的虚警概率。这是由于, PST-GLR 检测器和 TF-GLR 检测器均采用辅助单元数据估计待检测单元杂波协方差矩阵, 当杂波的非高斯性越来越强时, 杂波协方差矩阵的估计值偏离真实值越来越远, 致使虚警概率越来越高。相反, OPD 检测器已知杂波协方差的真实值, 文中检测方法则利用待检测单元杂波数据估计其协方差矩阵, 两者均不利用辅助单元杂波数据, 所以即使杂波的非高斯性变得越来越强, 但两者的虚警概率依然保持一个较低的水平。

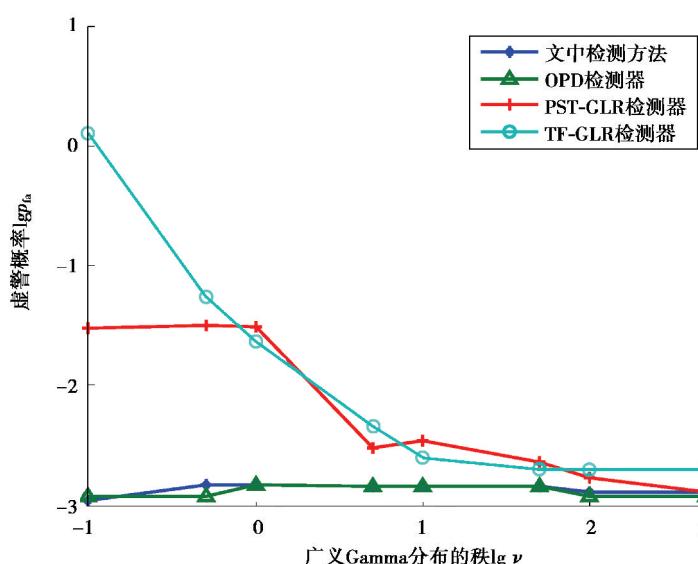


图 1 文中方法、OPD 检测器、PST-GLR 检测器和 TF-GLR 检测器虚警概率随 ν 的变化曲线

Fig.1 The values of p_{fa} versus the order parameter ν of the clutter texture distribution for the proposed detector, OPD, PST-GLR and TF-GLR detectors

3.2 检测性能对比及结果

杂波仿真过程和参数设置同 3.1 节,另外取 $\nu=1$ 。考虑 2 个目标:目标 1,极化散射矢量为 $\mathbf{x}_t^{(1)}=\alpha [0.5,0.1,0.1,0.4]^T$ 和目标 2,极化散射矢量为 $\mathbf{x}_t^{(2)}=\alpha [0.1,0.5,0.5,0.4]^T$ 。其中 α 为控制 SCR 的因子。信杂比和杂噪比的定义如下:首先,目标功率为 $P_t=\|\mathbf{x}_t\|^2$,其次,杂波功率为 $P_c=E[\|\mathbf{x}_c\|^2]=tr(\sum)$,于是有信杂比为 $SCR=\frac{P_t}{P_c}$ 。

如图 2 所示给出虚警概率 $p_{fa}=10^{-3}$ 条件下,上述 2 种目标的检测概率 p_d 随信杂比 SCR 的变化曲线。可以看出,在非高斯杂波背景下($\nu=1$ 对应的杂波分布为非高斯杂波),由于文中方法的抗杂波非高斯性优于 PST-GLR 检测器和 TF-GLR 检测器,所以无论是目标 1 还是目标 2,文中方法的检测性能均优于上述 2 种目标先验信息未知的极化检测器。文中方法的检测性能接近 OPD 检测器的性能,究其原因,是由于目标的极化散射矢量为一常矢量,这与本文第一节的建模环节设定的目标模型是一致的,故而能达到理想的检测效果,性能趋近于目标和杂波先验信息已知的 OPD 检测器。事实上,如果目标为机动目标,或散射特性起伏不定,此时目标的极化散射特性不能再看作一个常矢量,此时若采用文中方法,由于目标先验模型和真实场景失配,文中方法的检测性能会严重下降。然而,由于文中方法使用场景为静止/慢速运动小目标此类“低小慢”目标的检测问题,因此,将其极化散射矢量建模为常矢量,而不是随机目标是可行的。

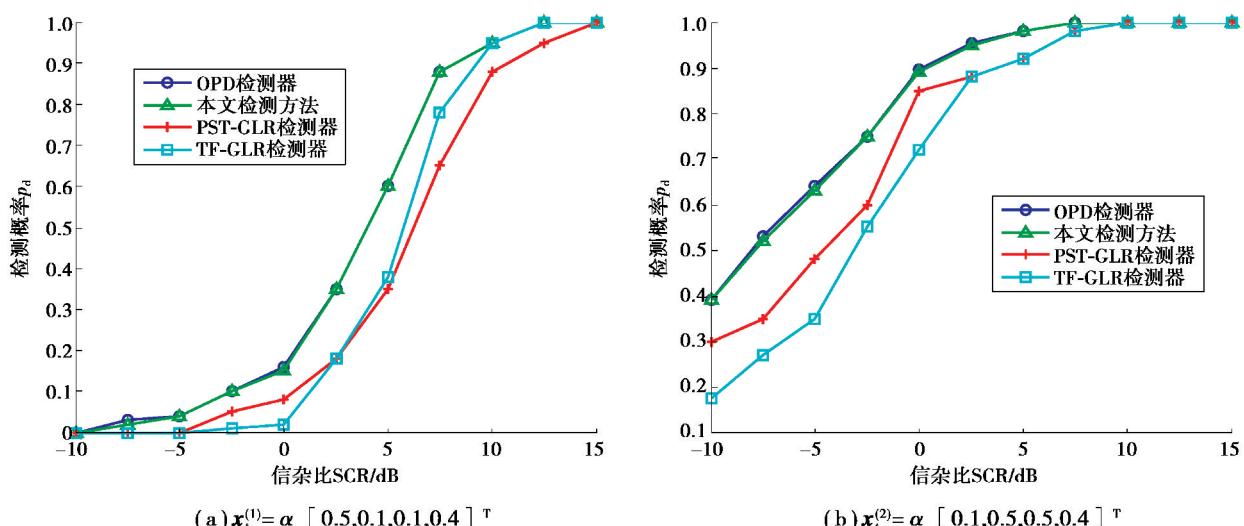


图 2 文中方法、OPD 检测器、PST-GLR 检测器和 TF-GLR 检测器检测概率随 SCR 变化曲线

Fig.2 The values of detection probability versus SCR for the proposed detector, OPD, PST-GLR and TF-GLR detectors

另外,对比图 2(a)和图 2(b)可以看出,图 2(a)对应目标 1 的检测性能不及图 2(b)对应目标 2 的检测性能。这是因为目标 2 极化散射矢量对应的非中心参数 λ 更大,故在相同的杂波背景下,检测性能更好。

3.3 极化优化设计与固定极化设计的性能比较和结果

假定 \mathbf{x}_t 和 \sum 已分别通过式(20)和式(21)估计得到,对比收发极化固定雷达、发射极化优化雷达和收发极化联合优化雷达间的检测性能差异。其中,对于收发极化固定雷达,取 $\xi_H=\xi_V=\frac{\sqrt{2}}{2}$, $\eta_H=\eta_V=\frac{\sqrt{2}}{2}$;对于发射极化优化雷达,取 $\eta_H=\eta_V=\frac{\sqrt{2}}{2}$,最优 ξ_H 和 ξ_V 通过网格搜索法计算,使式(31)中 λ 最大的 $\{\xi_H, \xi_V\}$ 为最优发射极化;对于收发极化联合优化雷达, η_H, η_V, ξ_H 和 ξ_V 均通过网格搜索法计算,相似地,使式(31)中 λ 最

大的 $\{\xi_H, \xi_V, \eta_H, \eta_V\}$ 为最优收发极化组合。

固定噪声功率 $\sigma^2=0.1$,虚警概率为 $p_{fa}=10^{-3}$,改变SCR取值,且对于每个SCR进行 10^5 次蒙特卡罗仿真,得到 λ 的均值和对应检测概率。如图3所示给出文中检测方法分别在固定极化、发射极化优化以及收发极化联合优化条件下的检测概率随SCR变化曲线。可以看出,3种测量系统间的目标检测性能排序为:收发极化联合优化雷达>发射极化优化雷达>固定极化雷达。这表明,收发极化联合优化可显著提高雷达对目标的检测性能。

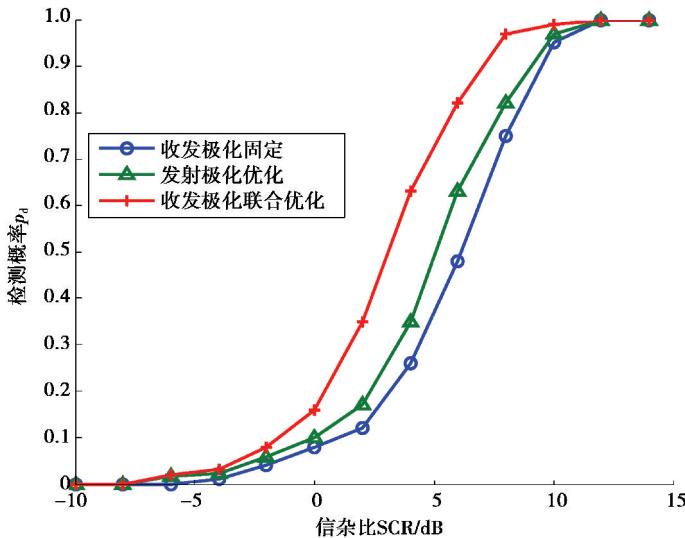


图3 收发极化联合优化雷达、发射极化优化雷达和传统固定极化雷达
采用文中方法的检测概率随SCR的变化曲线

Fig.3 Detection performance comparison as a function of the SCR for the proposed detector with joint transmit and receive polarization optimization, only transmit polarization optimization and the conventional polarization radar

4 结 论

设计了收发极化可变极化雷达的测量模型,提出了一种非高斯杂波背景下的目标极化检测算法,指出了该算法的恒虚警属性以及收发极化与检测性能之间的对应关系。仿真实验首先验证了文中算法在非高斯杂波环境下的性能鲁棒性。接着,验证了研究方法相比现有目标先验信息未知极化检测方法的性能优势。比较了收发极化联合优化雷达、发射极化优化雷达和收发极化方式固定雷达间的检测性能差异。结果表明,收发极化联合优化雷达的检测性能明显优于发射极化优化雷达和收发极化固定雷达。

参考文献:

- [1] 杨建宇.雷达技术发展规律和宏观趋势分析[J].雷达学报,2012,1(1):19-27.
YANG Jianyu. Development laws and macro trends analysis of radar technology[J]. Journal of Radar, 2012, 1 (1): 19-27.(in Chinese)
- [2] Novak L M, Sechtin M B, Cardullo M J. Studies of target detection algorithms that use polarimetric radar data[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 1989, 25(2):150-165.
- [3] Pastina D, Lombardo P, Bucciarelli T. Adaptive polarimetric target detection with coherent radar. I. Detection against Gaussian background[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2001, 37 (4): 1194-1206.
- [4] Park H R, Li J, Wang H. Polarization-space-time domain generalized likelihood ratio detection of radar targets[J]. Signal

Processing, 1995, 41 (2): 153-164.

- [5] Lombardo P, Pastina D, Bucciarelli T. Adaptive polarimetric target detection with coherent radar. II. Detection against non-Gaussian background[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2001, 37 (4): 1207-1220.
- [6] Maio A D, Ricci G. A polarimetric adaptive matched filter[J]. Signal Processing, 2001, 81(12): 2583-2589.
- [7] Maio A D, Alfano G, Conte E. Polarization diversity detection in compound-Gaussian clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2004, 40 (1): 114-131.
- [8] Li Y, Zhang G, Doviak R J, et al. A new approach to detect ground clutter mixed with weather signals[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2013, 51(4):2373-2387.
- [9] Li Y, Zhang G, Doviak R J. Ground clutter detection using the statistical properties of signals received with a polarimetric radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):597-606.
- [10] Garren D A, Odom A C, Osborn M K, et al. Full-polarization matched-illumination for target detection and identification[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2002, 38 (3): 824-837.
- [11] Hurtado M, Nehorai A. Polarimetric detection of targets in heavy inhomogeneous clutter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 (4): 1349-1361.
- [12] Liu J, Zhang Z J, Yang Y. Optimal waveform design for generalized likelihood ratio and adaptive matched filter detectors using a diversely polarized antenna[J]. Signal Processing, 2012, 92(4):1126-1131.
- [13] Lei S, Zhao Z, Nie Z, et al. Adaptive polarimetric detection method for target in partially homogeneous background[J]. Signal Processing, 2015, 106(S):301-311.
- [14] Cheng X, Aubry A, Ciuonzo D, et al. Robust waveform and filter bank design of polarimetric radar[J]. IEEE Transaction on Aerospace & Electronic Systems, 2016, 53(1):370-384.
- [15] Stoica P, Nehorai A. On the concentrated stochastic likelihood function in array signal processing[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 1995, 14(5):669-674.
- [16] Anderson T W. An introduction to multivariate statistical analysis(2nd)[M].[S.l.]: Wiley, 1984.

(编辑 詹燕平)