

广义高斯噪声背景下基于低比特量化的分布式MIMO雷达运动目标检测方法

杜群锋^① 程旭^{*①} 王福来^② 庞晨^② 吴云韬^①

^①(武汉工程大学计算机科学与工程学院 武汉 430205)

^②(国防科技大学电子科学学院 长沙 410073)

摘要: 多通道观测数据信号级协同检测是分布式MIMO雷达目标检测的关键技术之一, 但该技术实施过程中需消耗大量系统资源用于数据计算与传输, 使其在实际工程应用中面临诸多挑战。鉴于低比特量化技术可显著降低分布式系统的通信传输代价和计算资源消耗, 该文研究了广义高斯噪声背景下基于低比特量化的MIMO雷达目标检测问题。分别基于广义似然比检验(GLRT)与广义Rao (G-Rao)检验设计了相应的检测器: 前者需要对目标反射系数与多普勒频率进行最大似然估计; 后者基于得分函数直接构造统计量, 避免冗余参数搜索, 有效降低计算复杂度。此外, 为改善检测性能, 运用动态规划(DP)算法对量化门限进行优化。实验结果表明: 与GLRT方法相比, G-Rao检测器的计算效率更高; 与均匀量化门限相比, 门限优化可有效提高对目标的检测性能; 与粒子群优化等现有算法(PSOA)相比, DP的计算复杂度更低。

关键词: 分布式MIMO雷达; 低比特量化; 目标检测; 广义Rao检验; 动态规划

中图分类号: TN95

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)01-0150-16

DOI: 10.12000/JR25129

CSTR: 32380.14.JR25129

引用格式: 杜群锋, 程旭, 王福来, 等. 广义高斯噪声背景下基于低比特量化的分布式MIMO雷达运动目标检测方法[J]. 雷达学报(中英文), 2026, 15(1): 150–165. doi: 10.12000/JR25129.

Reference format: DU Qunfeng, CHENG Xu, WANG Fulai, *et al.* Moving target detection using distributed MIMO radar based on low-bit quantization under the background of generalized Gaussian noise[J]. *Journal of Radars*, 2026, 15(1): 150–165. doi: 10.12000/JR25129.

Moving Target Detection Using Distributed MIMO Radar Based on Low-bit Quantization under the Background of Generalized Gaussian Noise

DU Qunfeng^① CHENG Xu^{*①} WANG Fulai^② PANG Chen^② WU Yuntao^①

^①(School of Computer Science and Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

^②(College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Signal-level cooperative detection based on multichannel observations is a pivotal technique in distributed Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) radar for probing targets via the joint processing of multiple echo channels. However, such cooperative processing imposes substantial demands on computational and communication resources. To address this challenge, moving target detection using distributed MIMO radar with low-bit quantization in the presence of generalized Gaussian noise was investigated herein. In particular,

收稿日期: 2025-07-21; 改回日期: 2025-11-14; 网络出版: 2025-12-12

*通信作者: 程旭 xu.cheng@wit.edu.cn *Corresponding Author: CHENG Xu, xu.cheng@wit.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62401589), 湖北省自然科学基金(2024AFB653), 湖北省教育厅科学研究计划重点项目(D20241503)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62401589), Natural Science Foundation of Hubei Province (2024AFB653), Key Project of Scientific Research Program of Hubei Provincial Department of Education (D20241503)

责任编辑: 严俊坤 Corresponding Editor: YAN Junkun

©The Author(s) 2025. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

the detectors were designed based on the Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT) and the Generalized Rao (G-Rao) test. The maximum likelihood of the target reflection coefficient and Doppler frequency is estimated using the GLRT, whereas the G-Rao test directly constructs statistics based on a score function. These methods avoid redundant parameter searches and effectively reduce computational complexity. A Dynamic Programming (DP) algorithm was used to optimize the quantization threshold and improve the detection performance. Experimental results demonstrate that the G-Rao test is more computationally efficient than the GLRT method. In addition, threshold optimization considerably improves target detection performance compared with a uniform quantization threshold, and DP exhibits lower computational complexity than existing algorithms, such as Particle Swarm Optimization (PSOA).

Key words: Distributed MIMO radar; Low-bit quantization; Target detection; Generalized Rao (G-Rao) test; Dynamic Programming (DP)

1 引言

自2010年以来,信息与通信技术的革新推动了雷达系统的跨越式发展,催生出诸多基于新型架构和技术的现代雷达系统。其中,分布式MIMO (Multiple-Input Multiple-Output)雷达因其独特的空间分集特性,在军事和民用领域均展现出显著的技术价值^[1,2]。此类系统通过广域布设的分布式发射与接收节点,构建多维独立观测链路,形成空间分集通道,可显著抑制目标RCS因姿态变化引发的闪烁现象^[3,4]。这种架构突破传统单站雷达的视角局限,为复杂电磁环境下的目标探测提供了可行解决方案。

在常规雷达架构中,接收信号的数字化处理通常依赖高精度模数转换器(Analogue to Digital Converter, ADC)。然而,MIMO雷达系统因其密集的天线阵列配置及为扩展带宽采用的高密度采样方案^[5-7],往往产生海量数据流。这种数据爆炸式的增长不仅对实时信号处理的算力提出了严苛要求,更大幅推高了硬件成本与数据链路的传输压力^[8]。时空频率同步、数据关联及融合算法的研发已成为必要,相关研究在诸多文献中得以深入探讨^[9-11]。值得一提的是,由于雷达系统硬件资源有限,其搭载的无线通信模块通常无法提供足够的传输带宽,因而难以将所有节点的高精度观测数据完整地传输到融合中心。为突破这一限制,采用低比特量化技术对原始信号进行预处理^[12],即在接收数据传输到融合中心之前,对每个节点的观测数据进行低比特量化,将成为平衡系统性能与实现复杂性的有效技术路径。

作为极端量化方案的典型代表,1比特量化技术近年来在无线传感器网络领域取得了突破性进展^[13-15],在集中式/分布式MIMO雷达领域也有相关研究^[16]。这种极限采样策略通过将信号幅值信息压缩至1比特,虽能实现计算负载与存储需求的指

数级削减,但在目标检测精度、参数估计分辨率等关键指标上需承受显著的效能折损。文献^[17]提出了一种基于最大似然估计的1比特采样MIMO雷达信号处理方法,通过迭代优化恢复虚拟阵列数据矩阵并联合估计目标角度和多普勒参数,结合预估计辅助门限策略提升性能,实验表明其参数估计精度接近传统MIMO雷达,同时显著降低了硬件成本,但是不可避免地增加了计算和系统复杂度。特别地,针对分布式MIMO雷达,文献^[18]提出的1比特ADC分布式子阵系统检测与定位方法,通过优化量化设计和增加样本或节点数弥补性能损失,在低信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)下检测性能接近高精度量化,但定位误差存在 $\pi/2$ 的理论差距。

针对1比特量化在低信噪比条件下存在的检测性能不足问题,学术界提出了多比特量化方法,以实现在采样数据量与检测性能之间更好的性能折中。在无线传感网络信号处理领域,Gao等人^[19]基于高斯噪声与信道畸变假设,建立了多比特量化广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)融合框架,创新性地采用Fisher信息矩阵优化量化门限,实现了检测概率的全局最大化。文献^[20]进一步突破高斯噪声限制,构建了单峰噪声环境下的多比特Rao融合检测体系。Cheng等人^[21]面向运动目标场景,设计了结合单边序贯检验规则与固定样本容量机制的多比特广义Rao (Generalized Rao, G-Rao)检验检测器。在集中式MIMO雷达领域,Yang等人^[16]同样引入低位量化器,使用GLRT和Rao检验方法实现弱信号的有效检测。在分布式MIMO雷达领域,文献^[22]通过推导系统的渐近性能设计了最优低比特量化器,文献^[23]提出了混合数据部分量化的方法,提出了一种基于Rao准则的融合检测器,可适应多种类型数据的联合使用,提升在混合场景下的检测可靠性。文献^[24]提出了一种广义局部最大势检测器(Generalized Locally Most

Powerful, GLMP), 融合多帧量化数据, 其检测性能优于GLRT。

此外, 在低比特量化策略的设计上, 现有研究也呈现出不同的技术路径。除上述直接对接收信号进行量化后再传输至融合中心处理的方式外, 另有一类工作倾向于在本地传感器完成部分信号处理, 生成检测统计量后再进行量化传输, 以显著降低回传链路负荷^[25]。值得注意的是, Wang等人^[26]对这两种范式进行了系统性的比较研究, 他们在高斯噪声背景下, 分别分析了量化局部统计量并线性融合(Quantize local Text statistics which are Linearly Fused, QTLF)、量化局部统计量并最优融合(Quantize local Text statistics which are Optimally Fused, QTOF)以及量化接收信号并最优融合(Quantize local Received signals which are Optimally Fused, QROF) 3种策略的渐近检测性能。结果表明, QROF方案在低信噪比环境下优势显著, 而QTOF方案在高信噪比环境下更优, 这为量化策略的选择提供了重要的理论依据。然而, 其研究建立在高斯噪声背景以及参数已知的假设之上, 对于广义高斯噪声、多未知参数(如速度、反射系数)联合估计与检测等更复杂的实际场景, 其结论的适用性以及不同量化策略的性能优劣仍有待进一步探究。

分布式MIMO雷达的核心优势在于通过信号级协同处理获得空间分集增益, 而QROF策略通过最大限度保留各通道回波中的原始信息(尤其是包含目标速度信息的相位与多普勒因子), 为运动目标的检测与参数估计提供了基础。相较于在节点本地完成处理后再传输的QTOF策略, QROF直接将原始量化数据传至融合中心^[20,22], 使其具备“按需计算”的灵活性, 能够根据动态环境(如噪声、带宽变化)实时调整量化门限或处理算法, 从而提升检测鲁棒性。此外, QROF保留了通道级数据的完整维度, 为后续扩展至多目标跟踪、数据关联等复杂任务预留了算法接口。尽管QROF对回传带宽要求较高, 但其在信息保留、处理灵活性和系统可扩展性方面的显著优势, 使其成为资源受限条件下实现高性能检测的更优选择, 本文研究亦基于此策略展开。

综上, 虽然学术界对分布式MIMO雷达的单/多比特量化检测开展了一定的研究, 但是依然存在以下局限性:

首先, 考虑的场景单一, 对噪声均建模为高斯白噪声^[22,23]。高斯白噪声具有轻尾特性, 即异常值出现的概率极低, 因此不能反映复杂的实际情况导致噪声误判、漏检。相较而言, 广义高斯白噪声通过形状参数可涵盖从重尾(尖峰)到轻尾(平坦)的多

种分布。在海面强杂波、森林多径或城市多径等场景中, 回波的峰度与尾部厚度显著变化, 广义高斯模型能够精准匹配这些分布, 从而对突发大杂波或多径散射噪声保持更强鲁棒性。

其次, 在多参数未知条件下(例如针对运动目标检测问题, 目标的散射系数、运动速度均未知), 普遍采用的GLRT需要对多个未知参数进行最大似然估计(Maximum Likelihood Estimate, MLE), 由于难以得到MLE的解析表达式, 通常需要借助数值优化算法进行迭代求解, 这不仅增加了计算复杂度, 还可能因初值选择不当陷入局部极值, 影响检验的准确性和稳定性。

然后, 现有方法包括最小二乘(Least Squares, LS)法^[24]、梯度下降(Gradient Descent, GD)^[27]以及粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO)^[20,21]等多种方法。其中, 最小二乘法在拟合过程中对异常值较为敏感, 且对非线性系统适应性较差。梯度下降法则依赖初始值选择, 在非凸优化中容易陷入局部极值, 收敛性能受步长影响显著。粒子群优化算法(PSO)虽具备一定的全局搜索能力, 但其性能对参数设置(如粒子数、惯性权重等)较为敏感, 易陷入局部最优解^[28,29]。相比之下, 动态规划(Dynamic Programming, DP)方法能够在离散解空间中进行全局路径的穷尽搜索, 从而保证获得问题的全局最优解, 尤其适用于对量化精度要求较高的系统设计场景。同时, DP通过记忆化存储避免重复运算, 有更高的计算效率。因此, 本文选用DP方法进行多比特门限的优化设计。

基于上述原因, 本文开展基于低比特量化的分布式MIMO雷达运动目标检测方法研究, 主要贡献包括:

其一, 本文对观测噪声作广义高斯分布假设, 以更好地匹配杂波和干扰场景。

其二, 采用G-Rao检验构建得分函数统计量, 利用Fisher信息矩阵逆消除冗余参数的影响, 从而有效降低计算复杂度。

其三, 采用DP方法求解多比特量化的最优门限, 提高优化方法的收敛速度。

2 信号模型

假设分布式MIMO雷达的发射节点为 N_t 个, 分别位于 $\Theta_{n_t}^t = (x_{n_t}^t, y_{n_t}^t)^T \in \mathbb{R}^2$, $n_t = 1, 2, \dots, N_t$, 接收节点有 N_r 个, 分别位于 $\Theta_{n_r}^r = (x_{n_r}^r, y_{n_r}^r)^T \in \mathbb{R}^2$, $n_r = 1, 2, \dots, N_r$ 。如图1所示, 系统各发射端均采用线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)波形, 不同发射节点引入各自独立的频率偏移和初始

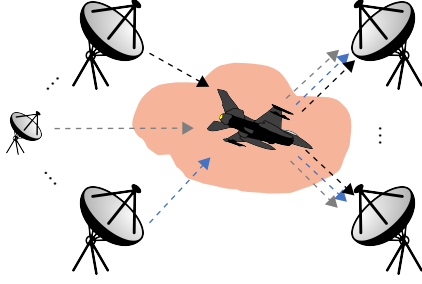


图1 分布式MIMO雷达工作场景

Fig. 1 Operational scenarios of distributed MIMO radar

相位, 保证了信号的正交性, 于是上述分布式MIMO雷达共有 $N_t N_r$ 个独立收发通道的目标回波信号。

令 $s_{n_t}(t)$ 表示第 n_t 个发射节点发射的第 p 个信号波形($p \in \{1, 2, \dots, P\}$), 即

$$s_{n_t}(t, n_r) = E e^{j[2\pi((\Delta f_{n_t})t + \frac{1}{2}k_0 t^2) + \phi_{n_t}]} \quad (1)$$

其中, E 为发射信号幅度调制项, k_0 为调频率, Δf_{n_t} 和 ϕ_{n_t} 分别是初始频率偏移和初始相位, $(p-1)T < t \leq pT$, T 为脉宽。

假定目标在一个相干处理时间(Coherent Processing Interval, CPI)内作匀速直线运动, 初始位置为 $\Theta = (x, y)^T$, 速度为 $\mathbf{v} = (v_x, v_y)^T$ 。又令第 n_t 个发射节点和第 n_r 个接收节点构建的等效收发通道为第 n 个通道, 则对应于第 p 个脉冲在第 n 个通道的匹配滤波回波信号可以表示为^[16,22]

$$y_{np}(t) = \beta_n E \exp \left\{ j \left[2\pi \left(-\Delta f_{n_t} \cdot \tau_{np} + k_0 \cdot t \cdot \tau_{np} - \frac{1}{2} \tau_{np}^2 \right) + \phi_{n_t} \right] \right\} + w_{np}(t) \quad (2)$$

其中, β_n 为目标在第 n 个通道的未知复反射系数, τ_{np} 表示第 p 个脉冲在第 n 个通道的传播时延, 有

$$\tau_{np} = \frac{\|\Theta - \Theta_{n_t}^t\|_2}{c} + \frac{\|\Theta - \Theta_{n_r}^r\|_2}{c} \quad (3)$$

这里, c 为光速, $\|\cdot\|_2$ 表示取2范数操作。 $w_{np}(t)$ 为噪声分量, 假设任意 n 个通道的实部和虚部均满足零均值广义高斯分布, 概率密度函数为

$$f(x; \alpha, b) = \frac{b}{2\alpha\Gamma(1/b)} \exp \left(-\frac{|x|}{\alpha} \right)^b \quad (4)$$

其中, $\alpha = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/b)}{\Gamma(3/b)}}$ 为尺度参数, b 为形状参数, σ 为标准差, $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$ 。

继续采用采样频率 f_s 对式(2)所得信号进行离散化采样, 有

$$\mathbf{y}_{np} = \beta_n g_{np}(f_d^n) \mathbf{z}_{np} + \mathbf{w}_{np} \quad (5)$$

式(5)中各矢量的具体展开为

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{np} = [y_{np}(1), y_{np}(2), \dots, y_{np}(K)]^T \\ \mathbf{z}_{np} = [z_{np}(1), z_{np}(2), \dots, z_{np}(K)]^T \\ \mathbf{w}_{np} = [w_{np}(1), w_{np}(2), \dots, w_{np}(K)]^T \end{cases} \quad (6)$$

其中, $K = \lceil T f_s \rceil$ 为采样总数, $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整操作, $g_{np}(f_d^n)$ 为多普勒因子, 有

$$g_{np}(f_d^n) = \exp(-j2\pi f_d^n - j\pi \tau_{np}^2) \quad (7)$$

f_d^n 为多普勒频移, 有

$$f_d^n = \frac{1}{\lambda} [\mathbf{v} \cdot \mathbf{u}_{n_t} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}_{n_r}] \quad (8)$$

其中, λ 为波长, \mathbf{u}_{n_t} 和 \mathbf{u}_{n_r} 是定义目标与雷达发射、接收通道之间线方向的单位矢量, 有

$$\begin{cases} \mathbf{u}_{n_t} = \frac{\Theta_{n_t}^t - \Theta}{\|\Theta_{n_t}^t - \Theta\|_2} \\ \mathbf{u}_{n_r} = \frac{\Theta_{n_r}^r - \Theta}{\|\Theta_{n_r}^r - \Theta\|_2} \end{cases} \quad (9)$$

式(5)中第 k 个采样的定义为

$$\begin{cases} y_{np}(k) = y_{np}(k/f_s) \\ z_{np}(k) = E \exp[j(2\pi k_0 \tau_{np} k/f_s + \phi_{n_t})] \\ w_{np}(k) = w_{np}(k/f_s) \end{cases} \quad (10)$$

将式(5)所示数据按照 P 个脉冲对应顺序进行堆叠, 得到第 n 个通道的采样数据为

$$\mathbf{Y}_n = \beta_n \mathbf{Z}_n \mathbf{G}_n(f_d^n) + \mathbf{W}_n \quad (11)$$

其中, $\mathbf{Y}_n = [\mathbf{y}_{n1}, \mathbf{y}_{n2}, \dots, \mathbf{y}_{nP}]$, $\mathbf{Z}_n = [\mathbf{z}_{n1}, \mathbf{z}_{n2}, \dots, \mathbf{z}_{nP}]$, $\mathbf{G}_n(f_d^n) = \text{diag}([g_{n1}, g_{n2}, \dots, g_{nP}])$, $\mathbf{W}_n = [\mathbf{w}_{n1}, \mathbf{w}_{n2}, \dots, \mathbf{w}_{nP}]$ 。

在传输带宽资源受限的分布式雷达系统中, 需对式(11)所示的采样数据进行低比特量化。分别对接收样本的实部及虚部进行量化, 则接收信号 \mathbf{Y}_n 经过 q 比特量化后可以表示为

$$\mathbf{Y}_n^{(q)} = U_q[\text{Re}(\mathbf{Y}_n)] + jU_q[\text{Im}(\mathbf{Y}_n)] \quad (12)$$

其中, U_q 是 q 比特量化器。具体而言, U_q 将实数 x 映射至离散码字 v , 映射规则是与一组严格单调递增的门限 $\tau = [\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_{2^q}]$ (其中 $\tau_0 = -\infty$, $\tau_{2^q} = +\infty$)进行比较, 使得第 n 个通道:

$$U_q[x_n] \triangleq \begin{cases} v_{n1}, -\infty < x_n < \tau_1 \\ v_{n2}, \tau_1 \leq x_n < \tau_2 \\ \vdots \\ v_{n2^q}, \tau_{2^q-1} \leq x_n < +\infty \end{cases} \quad (13)$$

紧接着, 融合中心处的目标检测器将根据量化后的数据判断目标的有无, 具体检测器的设计以及量化门限的选取问题接下来论述。

3 低比特检测器设计

需要明确的是, 本文研究的检测问题针对的是特定的距离单元。通过式(5)离散化采样, 连续的时延域被离散化为一系列距离单元。在针对其中某一单元进行检测器设计时, 将该单元的中心时延视为一个已知的系统参考时延。此参考时延在几何上对应一个由式(3)确定的参考目标位置, 并用于构建假设检验中的信号分量 z_{np} (见式(6))。因此, 融合中心所处理的是各通道在该单元内的低比特量化数据, 检测器的任务即判决此单元内目标的有无。

多比特量化的运动目标检测问题可以表示为如式(14)二元假设检验:

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{Y}_n^{(q)} = U_q[\text{Re}(\mathbf{W}_n)] + U_q[\text{Im}(\mathbf{W}_n)] \\ H_1: \mathbf{Y}_n^{(q)} = U_q[\text{Re}(\beta_n \mathbf{Z}_n \mathbf{G}_n + \mathbf{W}_n)] \\ \quad + U_q[\text{Im}(\beta_n \mathbf{Z}_n \mathbf{G}_n + \mathbf{W}_n)] \end{cases} \quad (14)$$

其中, H_0 和 H_1 分别代表仅有噪声和目标、噪声同时存在的两种不同情形。

分布式MIMO雷达低比特量化后得到的二进制

$$\begin{aligned} P\left(\mathbf{Y}_n^{(q)R} = \mathbf{v}_{ni}; \beta_n, f_d^n | H_l\right) &= \prod_{p=1}^P \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{2^q} P\left(y_{np}^{(q)R}[k] = v_{ni}; \beta_n, f_d^n\right) \\ &= \prod_{p=1}^P \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{2^q} \frac{1}{2\Gamma(1/b)} \left\{ \text{sign}[\tau_i] \gamma \left[\frac{1}{b}, \left(\frac{|\tau_i - lA|}{\alpha} \right)^b \right] - \text{sign}[\tau_{i-1}] \gamma \left[\frac{1}{b}, \left(\frac{|\tau_{i-1} - lA|}{\alpha} \right)^b \right] \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} P\left(\mathbf{Y}_n^{(q)I} = \mathbf{v}_{ni}; \beta_n, f_d^n | H_l\right) &= \prod_{p=1}^P \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{2^q} P\left(y_{np}^{(q)I}[k] = v_{ni}; \beta_n, f_d^n\right) \\ &= \prod_{p=1}^P \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{2^q} \frac{1}{2\Gamma(1/b)} \left\{ \text{sign}[\tau_i] \gamma \left[\frac{1}{b}, \left(\frac{|\tau_i - lB|}{\alpha} \right)^b \right] - \text{sign}[\tau_{i-1}] \gamma \left[\frac{1}{b}, \left(\frac{|\tau_{i-1} - lB|}{\alpha} \right)^b \right] \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $l \in \{0, 1\}$, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数, $\gamma(s, x) = \int_0^x t^{s-1} e^{-t} dt$ 为下不完全伽马函数(Lower Incomplete Gamma Function), 是 $\Gamma(\cdot)$ 的部分积分形式, A 和 B 的定义分别为

$$\begin{cases} A \triangleq (\beta_n^R s_{np}^R[k] - \beta_n^I s_{np}^I[k]) g_{np}^R(f_d^n) - (\beta_n^R s_{np}^I[k] + \beta_n^I s_{np}^R[k]) g_{np}^I(f_d^n) \\ B \triangleq (\beta_n^R s_{np}^I[k] + \beta_n^I s_{np}^R[k]) g_{np}^R(f_d^n) + (\beta_n^R s_{np}^R[k] - \beta_n^I s_{np}^I[k]) g_{np}^I(f_d^n) \end{cases} \quad (19)$$

其中, $s_{np}^R[k] = z_{np}^R[k]$, $s_{np}^I[k] = z_{np}^I[k]$ 。

值得一提的是, 当广义高斯分布的形状参数 $b = 2$ 时, 广义高斯分布退化为传统的高斯分布, 则经量化后的接收信号实部、虚部二进制码字在二元假设下的PMF分别为

$$P\left(\mathbf{Y}_n^{(q)R} = \mathbf{v}_{ni}; \beta_n, f_d^n | H_l\right) = \prod_{p=1}^P \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{2^q} Q\left(\frac{\tau_{i-1} - lA}{\sigma_w/\sqrt{2}}\right) - Q\left(\frac{\tau_i - lA}{\sigma_w/\sqrt{2}}\right) \quad (20)$$

$$P\left(\mathbf{Y}_n^{(q)I} = \mathbf{v}_{ni}; \beta_n, f_d^n | H_l\right) = \prod_{p=1}^P \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{2^q} Q\left(\frac{\tau_{i-1} - lB}{\sigma_w/\sqrt{2}}\right) - Q\left(\frac{\tau_i - lB}{\sigma_w/\sqrt{2}}\right) \quad (21)$$

其中, $Q(\cdot)$ 表示正态分布的互补累积分布函数(Complementary Cumulative Distribution Function, CCDF)^[14]。

码字在通过无线信道传输至融合中心时, 可能因信道噪声的影响而发生比特翻转。假定雷达接收端到融合中心之间的信道为二进制对称信道(Binary Symmetric Channel, BSC), 融合中心处的二进制数据 $y_{np}^{(q)}[k]$ 可视为经过概率性畸变后的版本, 其条件概率分布由BSC信道的转移概率特性所决定, 即

$$\begin{aligned} P\left(y_{np}^{(q)}[k] = v_{ni} | U_q[y_{np}^{(q)}[k]] = v_{nj}\right) \\ = P_{e,n}^{d_{i,j}} (1 - P_{e,n})^{q-d_{i,j}} \triangleq G\left(y_{np}^{(q)}[k]\right) \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $P_{e,n}$ 表示第 n 个通道的信道误码率, $d_{i,j}$ 表示量化码字的第 i 个二进制码到第 j 个的汉明距离。

进一步定义接收码字的实部和虚部分别为

$$\mathbf{Y}_n^{(q)R} \triangleq U_q[\text{Re}(\mathbf{Y}_n)], \quad \mathbf{Y}_n^{(q)I} \triangleq U_q[\text{Im}(\mathbf{Y}_n)] \quad (16)$$

则复广义高斯噪声条件下, 量化后的接收信号实部、虚部二进制码字在二元假设下的概率质量函数(Probability Mass Function, PMF)分别为

为方便阐述, 定义 $\boldsymbol{\beta} \triangleq [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]^T$, $\mathbf{f}_d \triangleq [f_d^1, f_d^2, \dots, f_d^N]^T$ 以及

$$F(x) \triangleq \frac{1}{2\Gamma(1/b)} \left\{ \text{sign}[\tau_i] \gamma \left[\frac{1}{b}, \left(\frac{|\tau_i - x|}{\alpha} \right)^b \right] - \text{sign}[\tau_{i-1}] \gamma \left[\frac{1}{b}, \left(\frac{|\tau_{i-1} - x|}{\alpha} \right)^b \right] \right\} \quad (22)$$

则融合中心收到的来自 N 个通道 P 个脉冲回波的低比特量化二进制码字具有如下概率分布:

$$P(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d | H_l) = \prod_{n=1}^N \prod_{p=1}^P \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{2^q} \left[F(lA) \cdot G\left(y_{np}^{(q)R}\right) \cdot F(lB) \cdot G\left(y_{np}^{(q)I}\right) \right] \quad (23)$$

$$\ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d) = 2 \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \left[\ln \sum_{i=1}^{2^q} F(A) \cdot G\left(y_{np}^{(q)R}[k]\right) + \ln \sum_{i=1}^{2^q} F(B) \cdot G\left(y_{np}^{(q)I}[k]\right) \right] \quad (25)$$

$$\ell_0(\mathbf{Y}) = 2 \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \left[\ln \sum_{i=1}^{2^q} F(0) \cdot G\left(y_{np}^{(q)R}[k]\right) + \ln \sum_{i=1}^{2^q} F(0) \cdot G\left(y_{np}^{(q)I}[k]\right) \right] \quad (26)$$

则 $\ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)$ 对于 β_n^R, β_n^I 的一阶偏导数分别为

$$\frac{\partial \ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)}{\partial \beta_n^R} = 2 \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{\sum_{i=1}^{2^q} [s_{np}^R[k] g_{np}^R(f_d^n) - s_{np}^I[k] g_{np}^I(f_d^n)] G\left(y_{np}^{(q)R}[k]\right) F^{(1)}(A)}{\sum_{i=1}^{2^q} G\left(y_{np}^{(q)R}[k]\right) \cdot F(A)} + \frac{\sum_{i=1}^{2^q} [s_{np}^I[k] g_{np}^R(f_d^n) + s_{np}^R[k] g_{np}^I(f_d^n)] G\left(y_{np}^{(q)I}[k]\right) F^{(1)}(B)}{\sum_{i=1}^{2^q} G\left(y_{np}^{(q)I}[k]\right) \cdot F(B)} \right\} \quad (27)$$

$$\frac{\partial \ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)}{\partial \beta_n^I} = 2 \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{\sum_{i=1}^{2^q} [(-s_{np}^I[k]) g_{np}^R(f_d^n) - s_{np}^R[k] g_{np}^I(f_d^n)] G\left(y_{np}^{(q)R}[k]\right) F^{(1)}(A)}{\sum_{i=1}^{2^q} G\left(y_{np}^{(q)R}[k]\right) \cdot F(A)} + \frac{\sum_{i=1}^{2^q} [s_{np}^R[k] g_{np}^R(f_d^n) - s_{np}^I[k] g_{np}^I(f_d^n)] G\left(y_{np}^{(q)I}[k]\right) F^{(1)}(B)}{\sum_{i=1}^{2^q} G\left(y_{np}^{(q)I}[k]\right) \cdot F(B)} \right\} \quad (28)$$

其中, $F^{(1)}(A)$ 和 $F^{(1)}(B)$ 分别是 $F(x)$ 在 $x = A$, $x = B$ 处的一阶偏导数。

同样地, $\ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)$ 关于 f_d^n 的一阶偏导数为

其中, $l \in \{0, 1\}$ 。

3.1 基于GLRT的检测器设计

对于式(14)中的二元假设问题, 由于参数 $\boldsymbol{\beta}$ 和 \mathbf{f}_d 未知, 此时通常采用GLRT方法设计检测器。具体做法是对未知参数求其MLE, 再用MLE代替真值代入似然比检验进行判决, 即

$$A_G = 2 \ln \frac{\max_{\{\boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d\}} P(\mathbf{Y} | H_1; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)}{P(\mathbf{Y} | H_0; \boldsymbol{\beta}_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma_G \quad (24)$$

其中, $\boldsymbol{\beta}_0 = 0$, γ_G 为检测门限。

令 $\boldsymbol{\beta}$ 和 \mathbf{f}_d 的MLE分别为 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 和 $\hat{\mathbf{f}}_d$, 由于无法获得它们的解析表达式, 下面采用拟牛顿法进行求解, 具体过程为: 首先, 令 $\ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d) \triangleq 2 \ln P(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d | H_1)$, $\ell_0(\mathbf{Y}) \triangleq 2 \ln P(\mathbf{Y} | H_0)$, 进一步展开有

$$\frac{\partial \ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)}{\partial f_d^n} = 2 \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{\sum_{i=1}^{2^q} [A_1 - A_2] \cdot G(y_{np}^{(q)R}) \cdot F^{(1)}(0)}{\sum_{i=1}^{2^q} G(y_{np}^{(q)R}) \cdot F(0)} + \frac{\sum_{i=1}^{2^q} [B_1 + B_2] \cdot G(y_{np}^{(q)I}) \cdot F^{(1)}(0)}{\sum_{i=1}^{2^q} G(y_{np}^{(q)I}) \cdot F(0)} \right\} \quad (29)$$

其中, $F^{(1)}(0)$ 是 $F(x)$ 在 $x=0$ 处的一阶偏导数, 且

$$\begin{cases} A_1 = (\beta_n^R s_{np}^R[k] - \beta_n^I s_{np}^I[k]) g_{np}^{R(1)}(f_d^n) \\ A_2 = (\beta_n^R s_{np}^I[k] + \beta_n^I s_{np}^R[k]) g_{np}^{I(1)}(f_d^n) \\ B_1 = (\beta_n^R s_{np}^I[k] - \beta_n^I s_{np}^R[k]) g_{np}^{R(1)}(f_d^n) \\ B_2 = (\beta_n^R s_{np}^R[k] - \beta_n^I s_{np}^I[k]) g_{np}^{I(1)}(f_d^n) \end{cases}$$

其中,

$$\begin{cases} g_{np}^{R(1)}(f_d) = 2\pi(p-1)Tg_{np}^R(f_d^n) \\ g_{np}^{I(1)}(f_d) = -2\pi(p-1)Tg_{np}^I(f_d^n) \end{cases}$$

是 $g_{np}(f_d^n)$ 的实部和虚部关于 f_d^n 的一阶导数。记 $\boldsymbol{\theta}_n \triangleq [\beta_n^R, \beta_n^I, f_d^n]^T$, $\nabla_{\boldsymbol{\theta}_n} \triangleq \left[\frac{\partial \ell_1}{\partial \beta_n^R}, \frac{\partial \ell_1}{\partial \beta_n^I}, \frac{\partial \ell_1}{\partial f_d^n} \right]^T$, 则拟牛顿法求解 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 和 \hat{f}_d 的过程如算法1所示。

对于算法1, 由于求解 \hat{f}_d 的复杂度较高, 该方法求解可能存在多个局部最优解, 本文将通过离散化 $f_d^n = \{f_d^{(1)}, f_d^{(2)}, \dots, f_d^{(N)}\}$ 的可能取值范围, 对每个候选值 $f_d^{(i)}$ 单独计算对应的 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, 最终选择使联合似然函数最大的 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 和 \hat{f}_d 组合。

计算复杂度方面, 如式(24)所示, GLRT检测器需要对目标未知参数 $\boldsymbol{\beta}$ 和 \mathbf{f}_d 进行联合估计, 其计算复杂度可以表示为 $\mathcal{O}(\varpi_\beta \varpi_{f_d} PK \sum_{n=1}^N 2^{q(n)})$, 其中 $\varpi_\beta \gg 1, \varpi_{f_d} \gg 1$ 表示 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 和 \hat{f}_d 的计算复杂度。

3.2 基于G-Rao的检测器设计

在统计判决理论方面, 基于参数估计的检测器设计长期受到冗余参数干扰问题的制约, 如上文3.1节中采用的GLRT方法需要求解 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 和 \hat{f}_d 。相较而言, Rao检验通过构造得分函数向量(即对数似然函数的一阶导数)直接构建检测统计量, 从而避免了对备择假设参数的空间搜索。Rao检验方法的优势在于^[14], 所有计算(求导、计算Fisher信息矩阵等)都是在零假设 H_0 的约束下进行的, 它不需要在备择假设空间 H_1 中进行搜索和优化。因此Rao检验通过计算负担从 H_1 空间转移到了 H_0 空间, 巧妙地避免了对备择假设参数 $\boldsymbol{\beta}$ 的搜索。另外, 研究表明, 在低信噪比条件下, 该检验统计量能够达到克拉美罗下界(Cramér-Rao Lower Bound, CRLB), 其性能与GLRT相当^[30]。

然而, 需要指出的是, 在许多实际问题中, 除了感兴趣的参数外, 还存在一些未知的多余参数。而传统Rao检验方法只能实现单个参数未知时的检测器设计, 而无法应对这些多余参数^[21]。因为传统Rao检验的构造依赖于完整的Fisher信息矩阵, 但在本文的检测问题中, \mathbf{f}_d 未知导致Fisher信息矩阵未知。相较而言, G-Rao检验提供了一种更灵活的框架来处理这种情况。它通过Davies框架^[31], 在存在未知参数时, 构造出具有良好渐近性质的检验统计量。对于式(14)所示待检验问题, 其G-Rao检验为

$$A_R = \max_{\mathbf{f}_d} \left[\left(\frac{\partial \ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_n} \right)^T \text{FI}^{-1}(\boldsymbol{\beta}) \cdot \left(\frac{\partial \ell_1(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_n} \right) \right] \Bigg|_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}_0} \quad (30)$$

其中, $\text{FI}^{-1}(\boldsymbol{\beta}) \triangleq \text{E} \left\{ (\partial \ell(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d) / \partial \beta_n)^2 \right\}$ 是Fisher信息矩阵, 它决定了在给定观测噪声下参数 β 最优估计方差的下界^[32]。

同时, N 个通道的Fisher信息矩阵的和为

算法1 拟牛顿法求解最大似然估计

Alg. 1 Quasi-Newton method for maximum likelihood estimation

1. 初始化 $\boldsymbol{\theta}_n^{(0)}$ (令 $\beta_n^{(0)} = 0, f_d^{n(0)} = 0$), 近似Hessian矩阵 $\mathbf{B}^{(0)} = \mathbf{I}$ 。
2. 每次迭代 $k = 0, 1, 2, \dots$, 计算当前梯度 $\mathbf{g}^{(k)} = \nabla_{\boldsymbol{\theta}_n}^{(k)}$;
解线性方程 $\mathbf{B}^{(k)} \mathbf{d}^{(k)} = +\mathbf{g}^{(k)}$, 得到上升方向 $\mathbf{d}^{(k)}$;
作一维精确/近似线搜索, 找步长 $\alpha^{(k)}$ 使 $L(\boldsymbol{\theta}_n^{(k)} + \alpha \mathbf{d}^{(k)})$;
更新参数 $\boldsymbol{\theta}_n^{(k+1)} = \boldsymbol{\theta}_n^{(k)} + \alpha^{(k)} \mathbf{d}^{(k)}$ 并计算 $\mathbf{s}^{(k)} = \boldsymbol{\theta}_n^{(k+1)} - \boldsymbol{\theta}_n^{(k)}, \mathbf{y}^{(k)} = \mathbf{g}^{(k+1)} - \mathbf{g}^{(k)}$, 得到
$$\mathbf{B}^{(k+1)} = \mathbf{B}^{(k)} - \frac{\mathbf{B}^{(k)} \mathbf{s}^{(k)} \mathbf{s}^{(k)T} \mathbf{B}^{(k)}}{\mathbf{s}^{(k)T} \mathbf{B}^{(k)} \mathbf{s}^{(k)}} + \frac{\mathbf{y}^{(k)} \mathbf{y}^{(k)T}}{\mathbf{y}^{(k)T} \mathbf{s}^{(k)}}$$
3. 检查收敛: 若 $\|\mathbf{g}^{(k+1)}\|_2$ 或 $\|\mathbf{s}^{(k)}\|_2 \leq \varepsilon$, ($\varepsilon > 0$), 则输出结果 $\boldsymbol{\theta}_n^* = [\beta_n^{R*}, \beta_n^{I*}, f_d^{n*}]^T$

$$\text{FI}(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{n=1}^N \text{FI}(\boldsymbol{\beta}_n) \quad (31)$$

其中,

$$\text{FI}(\boldsymbol{\beta}_n) = \mathbb{E} \left\{ \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}_n)}{\partial \beta_{nR}^2} & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}_n)}{\partial \beta_{nR}^R \partial \beta_{nI}^I} \\ \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}_n)}{\partial \beta_{nI}^I \partial \beta_{nR}^R} & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}_n)}{\partial \beta_{nI}^2} \end{bmatrix} \right\} \quad (32)$$

于是, 式(30)可以进一步改写为

$$\Lambda_R \triangleq \max_{f_d} \left\{ \begin{aligned} & \left(\frac{\partial \ell(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)}{\partial \beta_n^R} \Big|_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}_0} \right)^2 \\ & \frac{\text{FI}(\boldsymbol{\beta}_0, \mathbf{f}_d)}{\text{FI}(\boldsymbol{\beta}_0, \mathbf{f}_d)} \\ & + \frac{\left(\frac{\partial \ell(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\beta}, \mathbf{f}_d)}{\partial \beta_n^I} \Big|_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}_0} \right)^2}{\text{FI}(\boldsymbol{\beta}_0, \mathbf{f}_d)} \end{aligned} \right\} \begin{matrix} H_1 \\ \geq \\ H_0 \end{matrix} \gamma_R \quad (33)$$

其中,

$$\text{FI}(\boldsymbol{\beta}_0, \mathbf{f}_d) = \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{2^q} \left\{ \begin{aligned} & [(C_1)^2 + (C_2)^2] \\ & \frac{\left(\sum_{i=1}^{2^q} GF^{(1)}(0) \right) - \left(\sum_{i=1}^{2^q} GF(0) \right) \left(\sum_{i=1}^{2^q} GF^{(2)}(0) \right)}{\sum_{i=1}^{2^q} GF(0)} \end{aligned} \right\} \quad (34)$$

其中, $G = G(y_{np}^{(q)}[k])$, C_1 和 C_2 分别为

$$\begin{cases} C_1 = s_{np}^R[k]g_{np}^R(f_d^n) - s_{np}^I[k]g_{np}^I(f_d^n) \\ C_2 = s_{np}^I[k]g_{np}^R(f_d^n) + s_{np}^R[k]g_{np}^I(f_d^n) \end{cases}$$

显然, 由于G-Rao不对 $\boldsymbol{\beta}$ 进行最大似然估计, 其计算复杂度可以表示为 $\mathcal{O}(n_{f_d}PK \sum_{n=1}^N 2^q)$, 明显小于GLRT。

4 量化门限优化

根据文献[31]可知, GLRT和G-Rao检测器的渐进性能相同, 均为

$$\Lambda \sim \begin{cases} \chi_{2N}^2, H_0 \\ \chi_{2N}^2(\lambda(\tau_i)), H_1 \end{cases} \quad (35)$$

其中, 非中心性参数 λ 为

$$\begin{aligned} \lambda(\tau_i) & \triangleq (\boldsymbol{\beta}_1 - \boldsymbol{\beta}_0)^T \text{FI}(\boldsymbol{\beta}_0) (\boldsymbol{\beta}_1 - \boldsymbol{\beta}_0) \\ & = \|\boldsymbol{\beta}_1\|^2 \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{2^q} \left\{ \frac{\left(\sum_{i=1}^{2^q} GF^{(1)}(0) \right) - \left(\sum_{i=1}^{2^q} GF(0) \right) \left(\sum_{i=1}^{2^q} GF^{(2)}(0) \right)}{\sum_{i=1}^{2^q} GF(0)} \right. \\ & \quad \left. \cdot \left[(s_{np}^R[k]g_{np}^R(f_d^n) - s_{np}^I[k]g_{np}^I(f_d^n))^2 + (s_{np}^I[k]g_{np}^R(f_d^n) + s_{np}^R[k]g_{np}^I(f_d^n))^2 \right] \right\} \end{aligned} \quad (36)$$

已知基于非中心卡方分布特性, G-Rao检测器的渐近检测性能与其非中心参数 λ 呈正相关特性^[21,33]。根据式(36), 可以通过优化量化门限 τ 来最大化非中心卡方分布参数 λ , 从而最大化给定虚警概率条件下的检测性能。令

$$c(\boldsymbol{\tau}) \triangleq \frac{\left(\sum_{i=1}^{2^q} GF^{(1)}(0) \right) - \left(\sum_{i=1}^{2^q} GF(0) \right) \left(\sum_{i=1}^{2^q} GF^{(2)}(0) \right)}{\sum_{i=1}^{2^q} GF(0)} \quad (37)$$

则通过优化量化门限 τ 来最大化 λ 的优化问题可以表示为

$$\arg \max_{\tau} c(\tau^*) \quad (38)$$

针对式(38), 目标函数对于量化门限的凸性验证属于NP难问题, 接下来将分别采用PSOA, DP求解最佳门限集 τ^* 。

最后, 对于给定虚警概率 P_{fa} , GLRT和G-Rao检测器的理论渐进性能满足

$$P_d = 1 - Q_{\chi_{2N}^2(\lambda(\tau))} \left[Q_{\chi_{2N}^2}^{-1}(1 - P_{fa}) \right] \quad (39)$$

其中, $Q_{\chi_{2N}^2(\lambda(\tau))}^{-1}(\cdot)$ 表示逆卡方累积分布函数^[14], 检测阈值 γ 和 P_{fa} 的关系为

$$\gamma = Q_{\chi_{2N}^2}^{-1}(1 - P_{fa}) \quad (40)$$

式(40)表明, 检测门限仅与通道数量 N 和虚警概率 P_{fa} 有关, 确保了所设计检测器的CFAR特性^[14,34]。值得一提的是, 式(39)所描述的渐近分布特性对于本文考虑的广义高斯噪声模型是成立的, 其有效性源于G-Rao检验的通用渐近理论^[20,21]。具体来说, 注意非中心性参数 λ 由关键参数 $F(x)$ 所构成, 而 $F(x)$ 由广义高斯噪声的量化信号PMF(式(17), 式(18))通过不完全伽马函数引入形状参数 b 计算推导得出, 具体推导式可见式(22)。非中心性参数 λ 直接依赖于上述的PMF和 $F(x)$, 其形式虽然复杂, 但严格适配广义高斯噪声。

4.1 采用PSOA优化量化门限 τ

相较于其他算法(包括遗传算法GA^[35]、差分进化算法^[36]、灰狼优化算法GWO^[37]等), PSOA有更低的实现复杂度, 仅需要调整惯性权重、学习因子等少量参数, 且收敛速度较快、同时能达到全局和局部最优的平衡, 实现较为理想的全局搜索能力。对于式(38)的优化问题, 下面采用PSOA算法来优化量化门限, 具体做法为:

以式(38)中目标函数为准则, 每个粒子 m 在第 l 次由位置向量 $\tau_m^l = [\tau_m^l(1), \tau_m^l(2), \dots, \tau_m^l(2^q - 1)]$ 和速度向量 $v_m^l = [v_m^l(1), v_m^l(2), \dots, v_m^l(2^q - 1)]$ 共同表征其运动状态, 其中各维度搜索范围限定于 $[-\tau_{\max}, \tau_{\max}]$, τ_{\max} 为预设位置边界值。初始化阶段($l=0$), 首先对各个粒子的位置参数 $\tau_m^0(n)$, $n=1, 2, \dots, 2^q - 1$ 进行区间内独立均匀随机采样并执行升序排序, 随后对速度分量 $v_m^0(n)$ 按 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 均匀分布初始化(设 $v_{\max} = \tau_{\max}$ 以确保搜索空间约束), 在此过程中每个粒子的个体历史最优位置 p_{bestm}^0 直接赋值为初始位置 τ_m^0 , 而全局最优位置 s_{best}^0 则通过评估所有初始位置的目标函数值

$c(\tau_1^0), c(\tau_2^0), \dots, c(\tau_M^0)$ 选取最大值对应参数集合。算法通过持续追踪个体最优 p_{bestm}^l 与群体最优 s_{best}^l , 动态平衡局部搜索和全局收敛的优化进程。

基于初始粒子位置 τ_m^0 , 设定第 m 个粒子的初始个体最优位置为

$$p_{bestm}^0 = \tau_m^0, m = 1, 2, \dots, M \quad (41)$$

将初始粒子群 $\{\tau_m^0\}_{m=1}^M$ 带入式(37)目标函数 $c(\tau)$ 进行映射计算, 可获取对应的目标函数值集合 $\{c(\tau_m^0)\}_{m=1}^M$ 。基于该结果, 通过选取使目标取得更大值的参数组合, 即可确定初始全局最优位置 s_{best}^0 。

$$s_{best}^0 = \arg \max_{\{c(\tau_m^0)\}_{m=1}^M} \{c(\tau_1^0), c(\tau_2^0), \dots, c(\tau_M^0)\} \quad (42)$$

然后在此基础上开始更新迭代, 在第 $l+1$ 次迭代中, 位置和速度为

$$\begin{cases} \tau_m^{l+1} = \tau_m^l + v_m^{l+1} \\ v_m^{l+1} = \omega \cdot v_m^l + c_1 r_1 \cdot (p_{bestm}^l - \tau_m^l) \\ \quad + c_2 r_2 \cdot (s_{best}^l - \tau_m^l) \end{cases} \quad (43)$$

其中, r_1 和 r_2 是开区间 $(0, 1)$ 内的任意取值, c_1 和 c_2 是加速常数, 分别调节个体认知和社会协作的权重(通常取2.0), ω 是惯性权重系数, 控制速度继承比例(典型值为0.4~0.9), 同时为了防止位置更新越界, 在每次迭代的时候作位置约束判别, 即

$$\begin{cases} \tau_{\max} = \tau_m^{l+1}; \text{if } \tau_m^{l+1} \geq \tau_{\max} \\ -\tau_{\max} = \tau_m^{l+1}; \text{if } \tau_m^{l+1} \leq -\tau_{\max} \end{cases}, \text{ 则其个体最优和群体最优可以表示为}$$

$$\begin{aligned} p_{bestm}^{l+1} &\triangleq \begin{cases} p_{bestm}^l, \text{ if } c(\tau_m^{l+1}) \leq c(p_{bestm}^l) \\ \tau_m^{l+1}, \text{ if } c(\tau_m^{l+1}) > c(p_{bestm}^l) \end{cases}, \\ s_{best}^{l+1} &\triangleq \arg \max_{\{p_{bestm}^{l+1}\}_{m=1}^M} \{c(p_{bestm1}^{l+1}), c(p_{bestm2}^{l+1}), \dots, c(p_{bestM}^{l+1})\} \end{aligned} \quad (44)$$

综合以上表述, 采用PSOA算法求解式(38)的流程归纳为**算法2**。

4.2 采用动态规划DP优化量化门限 τ

需要指出的是, 4.1节采用的PSOA方法在非凸高维空间虽具有全局搜索能力, 但存在收敛速度不稳定、难以严格保证最优性条件(如Karush条件)等理论缺陷, 为改善此问题, 本文继续提出采用DP算法优化目标函数。在此基础上, 对比DP与PSOA算法的性能差异。

在分布式MIMO雷达的实际部署中, 系统面临两个关键挑战: 一是雷达工作环境复杂多变, 导致噪声统计参数(如广义高斯分布的形状参数 b 和尺度参数 α)发生改变, 使预设量化门限失配; 二是通信

算法2 采用PSOA算法优化量化门限 τ Alg. 2 Optimization of the quantization threshold τ using the PSO algorithm

输入 $\tau_{\max}, q, M, v_{\text{tol}}, \omega, c_1, c_2$
输出 $\tau^* = s_{\text{best}}^l$ 全局最优解

步骤1 初始化阶段

步骤1.1 对于每个粒子 $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 步骤1.2 随机生成初始位置 τ_m^0 和速度 v_m^0 步骤1.3 计算目标函数值 $c(\tau_m^0)$ 步骤1.4 设置个体最优 $p_{\text{best}m}^0$

步骤2 迭代更新阶段

步骤2.1 迭代次数 $l = 0 \sim L_{\max} - 1$ 粒子 $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 生成随机数 $r_1, r_2 \sim U(0, 1)$

步骤2.2 更新速度

$$v_m^{l+1} = \omega \cdot v_m^l + c_1 r_1 (p_{\text{best},m}^l - \tau_m^l) + c_2 r_2 (g_{\text{best}} - \tau_m^l)$$

步骤2.3 更新位置

$$\tau_m^{l+1} = \tau_m^l + v_m^{l+1}$$

步骤2.4 位置约束处理

如果 $|\tau_m^{l+1}| > \tau_{\max}$
$$\tau_m^{l+1} = \text{sign}(\tau_m^{l+1}) \cdot \tau_{\max}$$
步骤2.5 计算新目标值 $c(\tau_m^{l+1})$

更新个体最优

如果 $c(\tau_m^{l+1}) < c(p_{\text{best}m}^l)$ 则 $p_{\text{best}m}^l = \tau_m^{l+1}$

由式(46)更新全局最优

步骤3 返回 $\tau^* = s_{\text{best}}^l$

链路带宽动态可调，要求量化位数 q 随之改变，而不同 q 对应不同维度的门限优化问题。若采用预存最优门限的方案，需为所有参数组合存储对应解，这将在嵌入式节点中引入不可接受的存储开销。为此，本文引入动态规划(DP)方法予以应对。DP是一种基于最优子结构特性与记忆化存储的递推优化算法，能够根据实时参数动态求解全局最优门限，从而有效避免海量预存需求。该方法不仅保证系统在动态环境下始终保持检测性能最优，也显著降低了对处理节点存储资源的依赖，为自适应门限设计提供了高效可靠的实现路径。

对于待优化问题式(38)，DP方法首先通过网络划分的方法将门限区间 $[-\tau_{\max}, \tau_{\max}]$ 等间隔离散为 $\tau_{\text{grid}} = \{\tilde{\tau}_i = -\tau_{\max} + (i-1)\Delta, i = 1, 2, \dots, L\}$ ， $\Delta = 2\tau_{\max}/(L-1)$ ，其中 L 为网格点数(例：若 $\tau_{\max} = 3$ ， $L = 100$ ，则生成 -3 到 3 之间的 100 个等分点)， $T_0 = 2^q - 1$ 表示门限个数。然后，预计算式(37)中的 $T_0 \times T_0$ 维误码率矩阵 G ，其中每个元素 $G(i, j)$ 表示两个量化后的二进制码传输错误概率，即误码率。

最后基于广义高斯分布和 $G(i, j)$ 计算式(37)中的目标函数分量 $C(i, j)$ ，其中， $C(i, j)$ 是目标函数 $c(\tau)$ 在第 i 到第 j 个二进制码的区间贡献值。接着进行动态规划优化，首先定义动态规划表 $D \in \mathbb{R}^{(T_0+1) \times L}$ ，对第1个门限和到 T_0 个门限进行动态规划递推，然后定义 $D \in \mathbb{R}^{(T_0+1) \times L}$ 的状态分量 $D(m, j)$ ，其表示放置前 m 个门限时，第 m 个门限位于第 j 个网格点的最优目标值(累积Fisher信息量)。令状态分量的状态转移方程为 $D(m, j) = \max_{1 \leq k < j} \{D(m-1, k) + C(k, j)\}$ $m = 1, 2, \dots, T_0 + 1, j = m, m+1, \dots, L$ 。 $C(k, j)$ 是新增门限将区间 $(k, j]$ 划分为一个量化区间时带来的信息增益。并定义回溯表 $\text{Back}(m, j)$ 记录前一个门限的位置信息。最后，通过回溯解码得到最优解，从最终状态 $D(T_0 + 1, :)$ 选取最大值并记录其位置 k ，从第 T_0 个门限 τ_{T_0} 依次通过回溯表 $\text{Back}(m, j)$ 回溯到前一个门限 τ_{T_0-1} 。最终得到有序门限的序列 $\tau_1 < \tau_2 < \dots < \tau_{T_0}$ ，输出最优门限向量 $\tau^* = \text{Tau}_{\text{best}}$ (长度为 $2^q - 1$)。

算法3总结了采用DP算法优化量化门限 τ 的具体过程。

DP算法相较于PSOA具有收敛速度快、保证目标函数全局最优的优势。DP能够利用量化门限优化问题中所具备的最优子结构特性，将全局问题分解为一系列可递推求解的子问题，从而以较低的计算复杂度获得全局最优解。相比之下，PSOA在低维空间中收敛速度较慢同时可能陷入局部最优的问题，并依赖于参数设置和初始种群分布，导致稳定性较差。因此在低比特量化门限的优化任务中，DP算法表现出更为优越的性能。同时这种特性使得DP算法非常适用于上文所述的动态场景：当系统因环境变化或指令要求而需切换量化位数 q 和环境噪声参数 (b 和 α) 时，DP算法能凭借其高效性和可靠性，作为一种优质的“按需计算”工具，在通信和存储资源突发受限时快速求解出新配置下的全局最优门限，从而保障雷达检测性能迅速恢复至当前约束下的最优水平。

5 实验及分析

本节通过数值仿真实验对本文提出的算法及其性能进行验证。首先，分别考虑两个二维分布式MIMO雷达目标检测场景，其中场景1的配置如图2(a)所示，场景2的配置如图2(b)所示。

场景1的配置具体为：配置 $N_t = 8$ 个信号发射器和 $N_r = 4$ 个信号接收器，其中发射端布置在 $P_{\text{Tx}1} = [0, 10]$ km, $P_{\text{Tx}2} = [10, 20]$ km, $P_{\text{Tx}3} = [20, 10]$ km, $P_{\text{Tx}4} = [10, 0]$ km, $P_{\text{Tx}5} = [5, 5]$ km, $P_{\text{Tx}6} = [5, 15]$ km,

算法3 采用DP算法优化量化门限 τ Alg. 3 Optimization of the quantization threshold τ using the DP algorithm输入 $\tau_{\max}, q, M, L, T_0$ 输出 $\tau^* = \text{Tau}_{\text{best}}$ 全局最优解

步骤1 网格划分

将 $[-\tau_{\max}, \tau_{\max}]$ 等分为 $\tau_{\text{grid}}[1 \ 2 \ \dots \ L]$ 步骤2 预计算 G 矩阵(量化相关参数)计算所有量化组合的 G 值: G_{mat} 矩阵所有元素和: G_{sum} 步骤3 计算每个区间 (i, j) 的贡献 $C(i, j)$ 第1层遍历从 $i = 1$ 到 L 第2层遍历从 $j = i + 1$ 到 L 基于广义高斯分布和 G_{sum} 计算区间贡献值 $C(i, j)$

步骤4 动态规划求解最优门限序列

初始化DP表和回溯表 $\text{Back}(m, j)$ $D(m, j) = \max_{1 \leq k < j} \{D(m-1, k) + C(k, j)\}$ 记录最大值的动态规划表 $\text{Back}(m, j)$ 记录路径的回溯表

步骤5 递推填充DP表

对于当前门限数量 m 遍历从 2 到 $T_0 + 1$ 第2层遍历从当前位置 $j = m$ 到 L :更新 $D(m, j)$ 和 $\text{Back}(m, j)$ (选择前驱最优解)

步骤6 回溯提取最优解

从最大位置开始, 沿 Back 追踪 $\text{Tau}_{\text{best}} = \text{DP}$ 表最后一行的最大值 $\text{Tau}_{\text{best}} =$ 通过 Back 表回溯得到的最优门限序列

$P_{\text{Tx}7} = [15, 15]$ km, $P_{\text{Tx}8} = [15, 5]$, 接收端位置布置在 $P_{\text{Rx}1} = [5, 5]$ km, $P_{\text{Rx}2} = [5, 15]$ km, $P_{\text{Rx}3} = [15, 15]$ km 以及 $P_{\text{Rx}4} = [15, 5]$ km。该目标假设位于

$\Theta = [10, 10]$ km。场景2的配置具体为: 配置 $N_t = 3$ 个信号发射器和 $N_r = 2$ 个信号接收器, 其中发射端布置在 $P_{\text{Tx}1} = [0, 10]$ km, $P_{\text{Tx}2} = [10, 20]$ km 以及 $P_{\text{Tx}3} = [20, 10]$ km。接收端位置布置在 $P_{\text{Rx}1} = [5, 0]$ km 以及 $P_{\text{Rx}2} = [15, 0]$ km。该目标假设位于 $\Theta = [10, 10]$ km。

雷达参数方面, 雷达载波频率 $k_0 = 1$ GHz, 脉宽 $T = 100$ μs , 脉冲个数 $P = 128$ 。已知到达第 n 个接收通道的目标反射信号和通道噪声功率分别为 β_n^2 和 $\alpha^2 \frac{\Gamma(3/b)}{\Gamma(1/b)}$, 则第 n 个接收通道的信噪比 SNR_n 可以定义为

$$\text{SNR}_n = \frac{|\beta_n^2|}{2\alpha^2 \frac{\Gamma(3/b)}{\Gamma(1/b)}} \quad (45)$$

仿真过程中, 所有通道都假定为相同的信噪比 $\text{SNR}_n = -10$ dB, $n \in [1, 2, \dots, N_t N_r]$ 。另外, 不作特别说明的情况下, 蒙特卡罗仿真次数为 10^5 , 通信传输误码率为 $P_e = 0$ 。

5.1 GLRT与G-Rao的性能对比

实验场景采用场景1, 如图3(a)和图3(b)所示分别给出了两种不同广义高斯分布情形($b = 2.0, 1.5$)下量化位数为 $q=1, 2, 3$ 和非量化条件下GLRT, G-Rao两种方法的检测性能曲线。

由图3可以看出, 不同广义高斯分布背景下, 随着量化比特数的增加, 同等虚警概率条件下的检测概率不断提升。这表明, 低比特量化条件下, 多比特量化较1比特量化可以带来检测性能的提升, 且3比特量化接近非量化的检测性能。同时, 对比

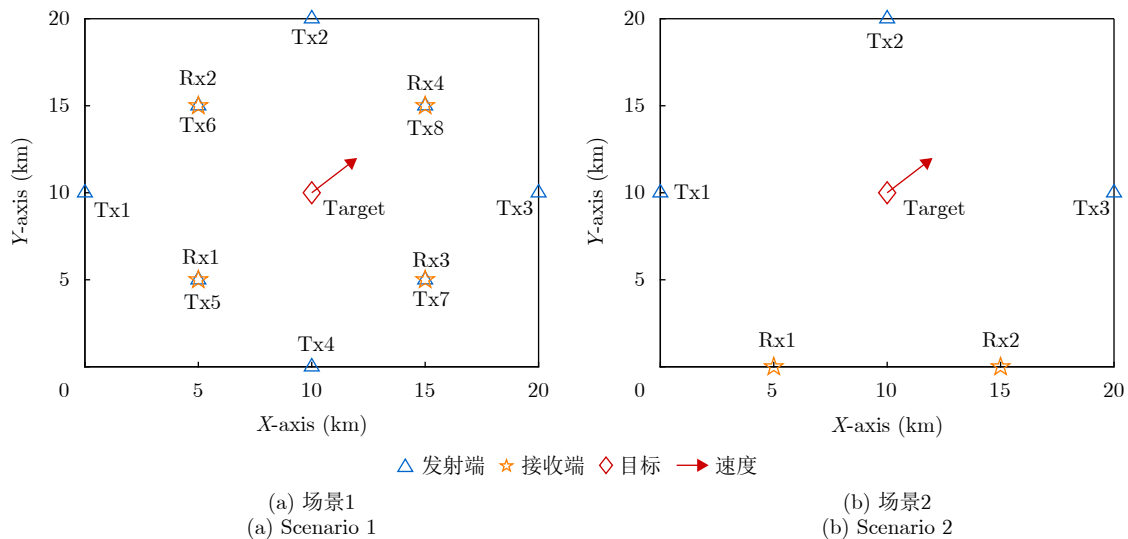


图2 分布式MIMO雷达位置布置场景

Fig. 2 Deployment scenarios of distributed MIMO radar

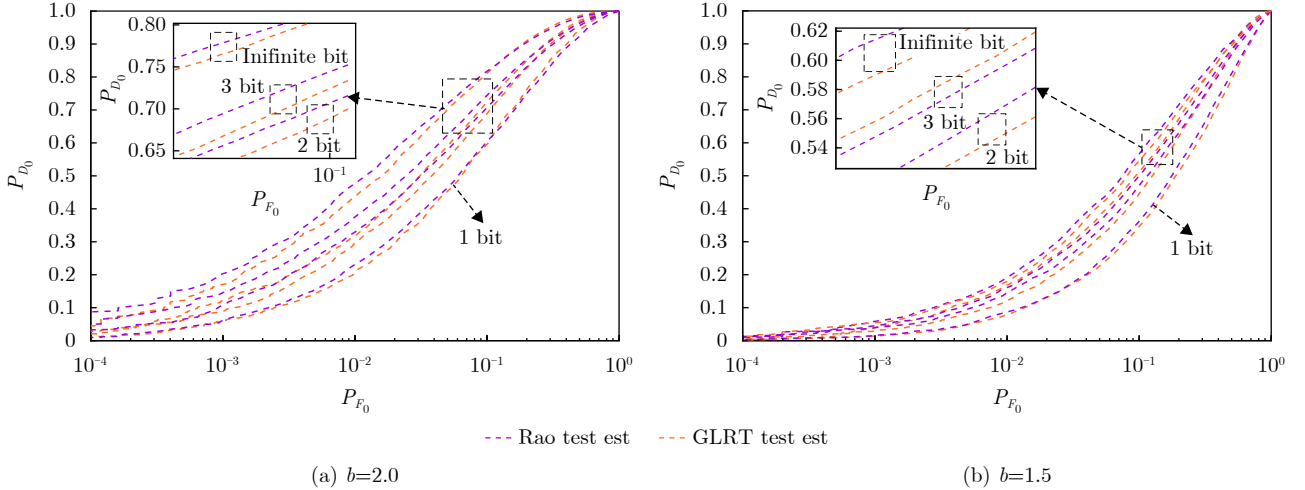


图3 不同量化位数下GLRT/G-Rao检验ROC曲线(P_{D_0} 表示检测概率, P_{F_0} 表示虚警概率)

Fig. 3 ROC curves of the GLRT and G-Rao tests under different numbers of quantization bits (P_{D_0} denotes the probability of detection, P_{F_0} denotes the probability of false alarm)

图3(a)(场景1, 节点密集)与图3(b)(场景2, 节点稀疏)的性能差异可知, 在节点几何配置不利时, 通过先量化, 再传输策略融合多通道数据以获取空间分集增益显得尤为重要。

在此基础上, 分别对GLRT和G-Rao统计量的计算运行时间进行分析, 计算得到GLRT平均耗费时间为350.245 s, G-Rao平均耗费时间为283.13 s。之所以G-Rao耗费时间更少, 是由于G-Rao统计量避免了对备择假设参数 f_d 的空间搜索, 且不用对参数进行最大似然估计, 即G-Rao有更低的计算复杂度。

分别固定 $P_{F_0} = 5 \times 10^{-2}$ 与 $P_{F_0} = 5 \times 10^{-3}$, G-Rao和GLRT检测器的检测概率和SNR的关系如图4所示, 可以看出 P_{F_0} 越小, 相同SNR下 P_{D_0} 越低。此外, 从实验结果可以看出, 1比特量化的 P_{D_0} 较3比特量化的检测性能损失约为2 dB。

5.2 PSOA/DP/均匀量化性能对比

本节对比门限优化量化(分别采用PSOA, DP算法)和门限均匀量化在同等条件下($b = 2$, SNR = -10 dB、场景1)的检测性能(由于3种量化方法求得的1比特量化门限均为 $\tau = [-\infty, 0, \infty]$, 故本实验不对比1比特的情形)。

根据图5的结果可以看出, 3种门限量化方法中PSOA和DP算法在2比特和3比特量化的检测概率是一致的, 但是均匀量化的检测概率较前两种方法有明显差距。这表明, 门限量化优化可以带来检测性能的提升。

然后, 表1记录了两种门限优化算法在计算最优门限所消耗的平均时间。可以看出, DP算法的

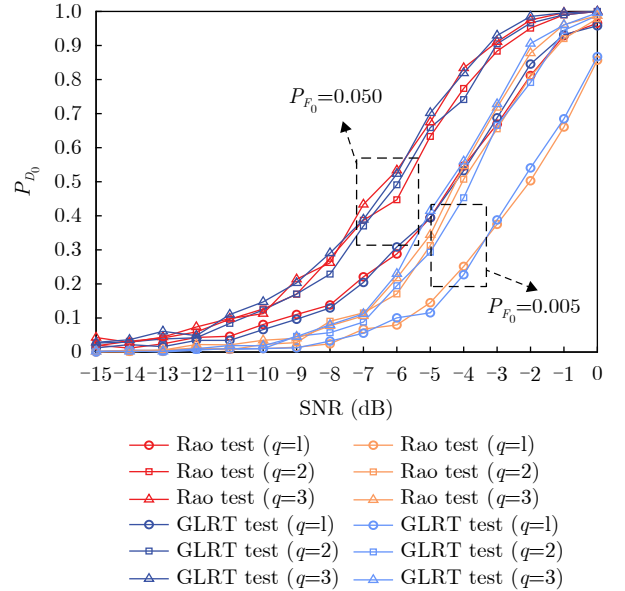


图4 检测概率-SNR曲线($b = 2$, $P_{F_0} = 5 \times 10^{-2}$ 与 $P_{F_0} = 5 \times 10^{-3}$)

Fig. 4 Probability of detection versus SNR curve ($b = 2$, $P_{F_0} = 5 \times 10^{-2}$, and $P_{F_0} = 5 \times 10^{-3}$)

收敛速度更快, 这是由于DP算法复杂度更低, 可以通过记忆化存储避免重复运算, 从而提升计算效率。

5.3 一定误码率(P_e)下检测性能分析

本节实验展示在低比特量化条件下, 当存在误码率时(这里设置 $P_e = 0.2$), GLRT和G-Rao的检测性能。

如图6(a)和图6(b)所示, 不同的广义高斯分布场景中, 当误码率固定为 $P_e = 0.2$ 时, GLRT和G-Rao两种检验方法在低比特量化条件下检测性能相当。这一现象说明误码率的变化不会显著影响两

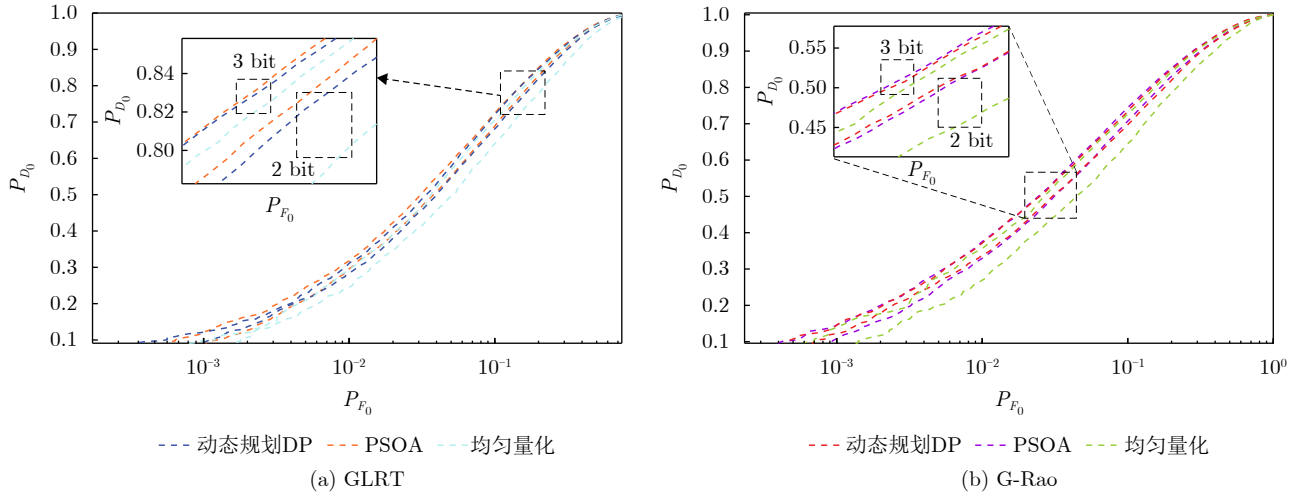


图5 门限优化量化和门限均匀量化对应的检测性能对比

Fig. 5 Comparison of the detection performance between threshold-optimized quantization and threshold-uniform quantization

表1 PSOA, DP算法优化门限收敛时间(s)

Tab. 1 Convergence time of threshold optimization by PSOA and DP algorithms (s)

量化位数	PSOA算法	DP算法
2比特	2.3	0.6
3比特	10.3	1.7

种检测方法的相对性能关系，与文献[20]的理论结论一致。

5.4 分布式节点变化带来的性能影响对比

本节给出实验场景2设置下GLRT和G-Rao检验的检测性能，图7(a)和图7(b)分别代表了两种不同的广义高斯分布情形。

对比图7和图3的结果可见，当节点位置分布稀疏且节点数量减少时(发射节点减少5个，接收节点减少2个)，检测概率显著降低。同时可以观察到，不同比特量化之间的性能差异随之缩小。这是由于，分布式布置中节点间距增大与节点数量减少的共同作用，导致了低比特量化效果与运动目标检测性能明显恶化。

6 结语

本文研究了广义高斯噪声背景下基于低比特量化的分布式MIMO雷达运动目标检测问题。为应对目标反射系数与多普勒频率的联合估计挑战，设计了G-Rao高效检测器，有效克服了GLRT方法计算复杂度高的缺陷，消除了冗余参数的影响。针对量

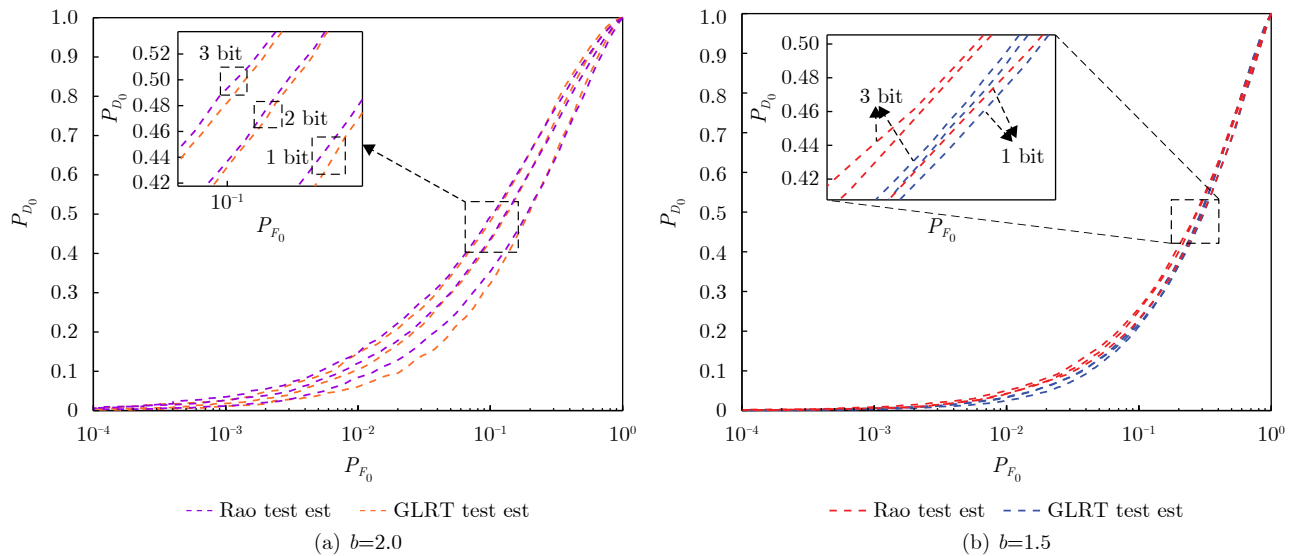


图6 一定传输误码率条件下不同检测方法的ROC曲线($P_e = 0.2$)

Fig. 6 ROC curves of different detection methods under a given Bit Error Rate (BER) ($P_e = 0.2$)

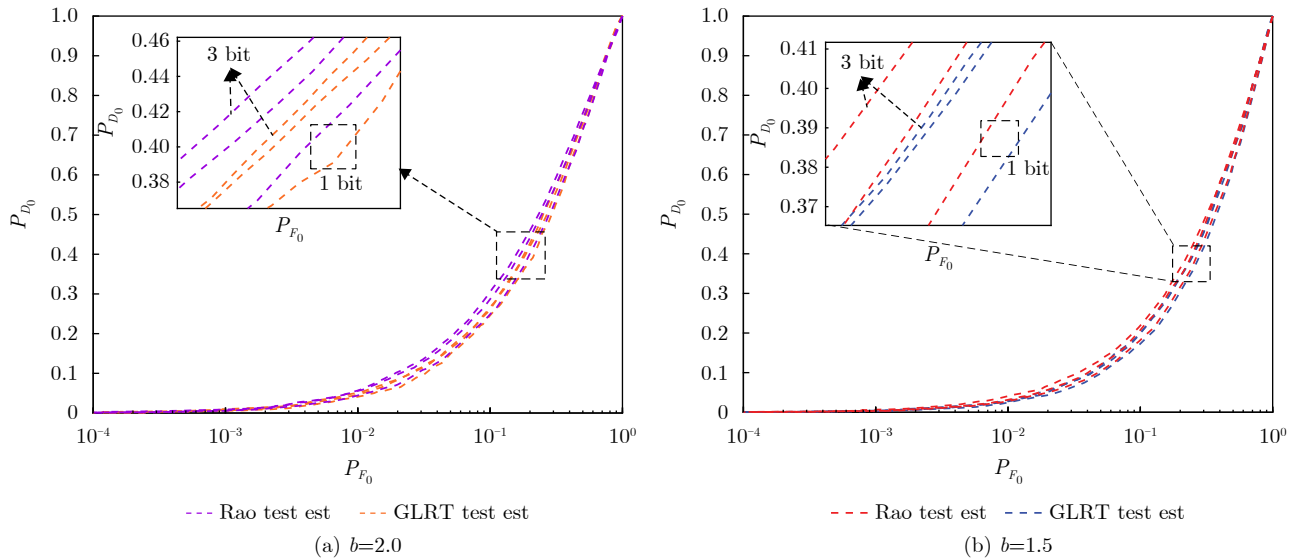


图7 雷达节点场景2下GLRT/G-Rao方法的ROC曲线

Fig. 7 ROC curves of the GLRT and G-Rao methods for radar node scenario 2

化门限的选取问题，首先构建了目标函数，进而提出了DP门限优化算法。DP基于最优子结构特性与记忆化存储的递推优化特性，能够根据实时参数动态求解全局最优门限，改善了PSOA在动态条件下在线收敛速度不稳定、难以严格保证全局最优的局限性。实验结果表明，所建立的广义高斯噪声模型能够有效匹配杂波与干扰环境下的非高斯噪声特性，为低比特量化信号检测提供了更贴合实际的统计建模基础。

未来研究可进一步探索以下方向：(1)开展结合光电传感器等多源数据的多模态信息融合检测技术研究，以解决单一雷达在复杂环境下检测精度不足问题并增强系统鲁棒性。(2)将所提框架扩展至多目标检测与参数联合估计场景。(3)研究硬件约束下的量化-检测联合设计方法，推动算法在实际系统中的工程落地。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参考文献

- [1] YANG Shixing, YI Wei, and JAKOBSSON A. Multitarget detection strategy for distributed MIMO radar with widely separated antennas[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5113516. doi: [10.1109/TGRS.2022.3175046](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3175046).
- [2] WANG Mingxing, LI Xiaolong, GAO Longji, et al. Signal accumulation method for high-speed maneuvering target detection using airborne coherent MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2023, 71: 2336–2351. doi: [10.1109/TSP.2023.3286954](https://doi.org/10.1109/TSP.2023.3286954).
- [3] 张国鑫, 易伟, 孔令讲. 基于1比特量化的大规模MIMO雷达系统直接定位算法[J]. *雷达学报*, 2021, 10(6): 970–981. doi: [10.12000/JR21062](https://doi.org/10.12000/JR21062).
ZHANG Guoxin, YI Wei, and KONG Lingjiang. Direct position determination for massive MIMO system with one-bit quantization[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(6): 970–981. doi: [10.12000/JR21062](https://doi.org/10.12000/JR21062).
- [4] FISHLER E, HAIMOVICH A, BLUM R S, et al. Spatial diversity in radars-models and detection performance[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(3): 823–838. doi: [10.1109/TSP.2005.862813](https://doi.org/10.1109/TSP.2005.862813).
- [5] KANG B S and LEE K. Ultra-high-resolution spaceborne and squint SAR imaging for height-variant geometry using polynomial range model[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(1): 375–393. doi: [10.1109/TAES.2022.3187383](https://doi.org/10.1109/TAES.2022.3187383).
- [6] DE S and BAZIL RAJ A A. A survey on photonics technologies for radar applications[J]. *Journal of Optics*, 2023, 52(1): 90–119. doi: [10.1007/s12596-022-00897-x](https://doi.org/10.1007/s12596-022-00897-x).
- [7] HAN K, KANG S, and HONG S. Sub-Nyquist sampling OFDM radar[J]. *IEEE Transactions on Radar Systems*, 2023, 1: 669–680. doi: [10.1109/TRS.2023.3333430](https://doi.org/10.1109/TRS.2023.3333430).
- [8] JIN Benzhou, ZHU Jiang, WU Qihui, et al. One-bit LFM CW radar: Spectrum analysis and target detection[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(4): 2732–2750. doi: [10.1109/TAES.2020.2978374](https://doi.org/10.1109/TAES.2020.2978374).
- [9] JING Xinchun, SU Hongtao, JIA Congyue, et al. Fusion detection in distributed MIMO radar under hybrid-order Gaussian model[J]. *Signal Processing*, 2024, 214: 109256. doi: [10.1016/j.sigpro.2023.109256](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2023.109256).
- [10] WANG Mingxing, LI Xiaolong, ZHANG Zerui, et al.

- Coherent integration and parameter estimation for high-speed target detection with bistatic MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5107915. doi: [10.1109/TGRS.2023.3298825](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3298825).
- [11] PARK J, PARK S, KIM D H, *et al.* Leakage mitigation in heterodyne FMCW radar for small drone detection with stationary point concentration technique[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2019, 67(3): 1221–1232. doi: [10.1109/TMTT.2018.2889045](https://doi.org/10.1109/TMTT.2018.2889045).
- [12] XIAO Yuhang, RAMÍREZ D, SCHREIER P J, *et al.* One-bit target detection in collocated MIMO radar and performance degradation analysis[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(9): 9363–9374. doi: [10.1109/TVT.2022.3178285](https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3178285).
- [13] VISWANATHAN R and VARSHNEY P K. Distributed detection with multiple sensors Part I. Fundamentals[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(1): 54–63. doi: [10.1109/5.554208](https://doi.org/10.1109/5.554208).
- [14] KAY S M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volume II: Detection Theory*[M]. Hoboken, USA: Prentice Hall, 1998: 1545–1597.
- [15] ZAYYANI H, HADDADI F, and KORKI M. One-bit spectrum sensing in cognitive radio sensor networks[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2020, 39(5): 2730–2743. doi: [10.1007/s00034-019-01274-z](https://doi.org/10.1007/s00034-019-01274-z).
- [16] YANG Shixing, YI Wei, JAKOBSSON A, *et al.* Weak signal detection with low-bit quantization in colocated MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2023, 71: 447–460. doi: [10.1109/TSP.2023.3246233](https://doi.org/10.1109/TSP.2023.3246233).
- [17] XI Feng, XIANG Yijian, ZHANG Zhen, *et al.* Joint angle and Doppler frequency estimation for MIMO radar with one-bit sampling: A maximum likelihood-based method[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(6): 4734–4748. doi: [10.1109/TAES.2020.3000841](https://doi.org/10.1109/TAES.2020.3000841).
- [18] NI Lihua, ZHANG Di, SUN Yimao, *et al.* Detection and localization of one-bit signal in multiple distributed subarray systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2023, 71: 2776–2791. doi: [10.1109/TSP.2023.3300634](https://doi.org/10.1109/TSP.2023.3300634).
- [19] GAO Fei, GUO Lili, LI Hongbin, *et al.* Quantizer design for distributed GLRT detection of weak signal in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(4): 2032–2042. doi: [10.1109/TWC.2014.2379279](https://doi.org/10.1109/TWC.2014.2379279).
- [20] CHENG Xu, CIUONZO D, and ROSSI P S. Multibit decentralized detection through fusing smart and dumb sensors based on Rao test[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(2): 1391–1405. doi: [10.1109/TAES.2019.2936777](https://doi.org/10.1109/TAES.2019.2936777).
- [21] CHENG Xu, CIUONZO D, ROSSI P S, *et al.* Multi-bit & sequential decentralized detection of a noncooperative moving target through a generalized Rao test[J]. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks*, 2021, 7: 740–753. doi: [10.1109/TSIPN.2021.3126930](https://doi.org/10.1109/TSIPN.2021.3126930).
- [22] 杨诗兴, 张国鑫, 梁云飞, 等. 动平台分布式雷达系统动目标低比特数据检测算法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(3): 584–600. doi: [10.12000/JR23240](https://doi.org/10.12000/JR23240).
YANG Shixing, ZHANG Guoxin, LIANG Yunfei, *et al.* Moving targets detection with low-bit quantization in distributed radar on moving platforms[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(3): 584–600. doi: [10.12000/JR23240](https://doi.org/10.12000/JR23240).
- [23] JING Xinchun, SU Hongtao, LI Ze, *et al.* Weak moving target detection in distributed MIMO radar with hybrid data[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(6): 9291–9306. doi: [10.1109/TAES.2024.3442777](https://doi.org/10.1109/TAES.2024.3442777).
- [24] LU Jing, ZHOU Shenghua, and PENG Xiaojun. Distributed detection with generalized locally most powerful fusion of compressed local multiframe test statistics[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(5): 5342–5362. doi: [10.1109/TAES.2023.3257823](https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3257823).
- [25] ZHANG Qian, VARSHNEY P K, and WESEL R D. Optimal bi-level quantization of i.i.d. sensor observations for binary hypothesis testing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2002, 48(7): 2105–2111. doi: [10.1109/TIT.2002.1013153](https://doi.org/10.1109/TIT.2002.1013153).
- [26] WANG Zhen, HE Qian, and BLUM R S. Target detection using quantized cloud MIMO radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 1–16. doi: [10.1109/TSP.2021.3129364](https://doi.org/10.1109/TSP.2021.3129364).
- [27] YANG Shixing, LAI Yangming, JAKOBSSON A, *et al.* Hybrid quantized signal detection with a bandwidth-constrained distributed radar system[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(6): 7835–7850. doi: [10.1109/TAES.2023.3296344](https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3296344).
- [28] FAUZI N I H, MUSA Z, and ZULKIFLI N S A. Midrange exploration exploitation searching particle swarm optimization in dynamic environment[C]. The 2021 International Conference on Software Engineering & Computer Systems and 4th International Conference on Computational Science and Information Management (ICSECS-ICOCSIM), Pekan, Malaysia, 2021: 649–654. doi: [10.1109/ICSECS52883.2021.00124](https://doi.org/10.1109/ICSECS52883.2021.00124).
- [29] MENG Zhenyu, ZHONG Yuxin, MAO Guojun, *et al.* PSO-sono: A novel PSO variant for single-objective numerical optimization[J]. *Information Sciences*, 2022, 586: 176–191. doi: [10.1016/j.ins.2021.11.076](https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.11.076).
- [30] Steven M Kay. *Kay Fundamentals of Statistical Signal*

- Processing, Volume 2: Detection Theory[M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1998.
- [31] DAVIES R B. Hypothesis testing when a nuisance parameter is present only under the alternative[J]. *Biometrika*, 1987, 74(1): 33–43. doi: [10.1093/biomet/74.1.33](https://doi.org/10.1093/biomet/74.1.33).
- [32] CIUONZO D, ROSSI P S, and WILLET P. Generalized Rao test for decentralized detection of an uncooperative target[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(5): 678–682. doi: [10.1109/LSP.2017.2686377](https://doi.org/10.1109/LSP.2017.2686377).
- [33] CIUONZO D, CHAWLA A, and ROSSI P S. Non-cooperative distributed detection via federated sensor networks[C]. The 2023 IEEE Radar Conference (RadarConf23), San Antonio, USA, 2023: 1–6. doi: [10.1109/RadarConf2351548.2023.10149573](https://doi.org/10.1109/RadarConf2351548.2023.10149573).
- [34] LIU Weijian, LIU Jun, HAO Chengpeng, *et al.* Multichannel adaptive signal detection: Basic theory and literature review[J]. *Science China Information Sciences*, 2022, 65(2): 121301. doi: [10.1007/s11432-020-3211-8](https://doi.org/10.1007/s11432-020-3211-8).
- [35] CUI Guolong, LI Hongbin, and RANGASWAMY M. MIMO radar waveform design with constant modulus and similarity constraints[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(2): 343–353. doi: [10.1109/TSP.2013.2288086](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2288086).
- [36] STORN R and PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341–359. doi: [10.1023/A:1008202821328](https://doi.org/10.1023/A:1008202821328).
- [37] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, and LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46–61. doi: [10.1016/j.advengsoft.2013.12.007](https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007).

作者简介

杜群锋, 硕士生, 主要研究方向为雷达信号处理等。

程旭, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达极化信息处理、弹道目标识别等。

王福来, 博士, 讲师, 主要研究方向为雷达极化信息处理、雷达波形设计与电子对抗技术。

庞晨, 博士, 副研究员, 主要研究方向为极化雷达信息处理与电子对抗。

吴云韬, 博士, 教授, 主要研究方向为雷达信号处理、阵列信号处理等。

(责任编辑: 于青)