基于期望最大化分类辅助的抗干扰检测方法

孙嘉瑞[①②] 郝程鹏[①②④] 孙梦茹[③] 闫林杰*[①]

[①](中国科学院声学研究所 北京 100190)

[②](中国科学院大学 北京 100049)

[③](中国科学院声学研究所北海研究站 青岛 266114)

[④](声学与海洋信息全国重点实验室 北京 100190)

摘要：在存在有源人工干扰的复杂环境中，雷达信号参数估计精度往往显著下降，目标检测性能相应发生退化。为有效解决这一问题，该文提出了一种基于期望最大化分类辅助的抗干扰检测框架。具体而言，在雷达被动工作模式下，提出被动探测模式下的抗噪声覆盖脉冲(NCP)检测方法，建立被动干扰预警机制：构建表征NCP类别的潜在变量模型，结合期望最大化算法与特征值分解实现NCP样本分类与角度/能量参数估计，实现稳健NCP自适应检测。在雷达主动工作模式下，提出主动探测模式下的抗相干干扰(CJ)目标检测方法：构建目标回波与CJ存在性假设的分类模型，利用网格搜索与期望最大化算法完成样本分类与角度估计，实现CJ识别与目标自适应检测。仿真结果表明，所提方法能够有效识别目标或干扰存在的样本单元，准确估计目标与干扰的入射角度，提升恒虚警目标检测的抗干扰性能。

关键词：主被动探测；噪声覆盖脉冲；相干干扰；样本分类；空时自适应检测

中图分类号：TN957.51 **文献标识码**：A **文章编号**：2095-283X(2025)06-1451-18

DOI: 10.12000/JR25145 **CSTR**: 32380.14.JR25145

引用格式：孙嘉瑞, 郝程鹏, 孙梦茹, 等. 基于期望最大化分类辅助的抗干扰检测方法[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(6): 1451–1468. doi: 10.12000/JR25145.

Reference format: SUN Jiarui, HAO Chengpeng, SUN Mengru, *et al*. Antijamming target detection method based on expectation-maximization classification[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(6): 1451–1468. doi: 10.12000/JR25145.

Antijamming Target Detection Method Based on Expectation-Maximization Classification

SUN Jiarui[①②] HAO Chengpeng[①②④] SUN Mengru[③] YAN Linjie*[①]

[①](*Institute of Acoustics*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100190, *China*)

[②](*University of Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100049, *China*)

[③](*Qingdao Branch*, *Institute of Acoustics*, *Chinese Academy of Sciences*, *Qingdao* 266114, *China*)

[④](*State Key Laboratory of Acoustics and Marine Information*, *Beijing* 100190, *China*)

Abstract: In complex environments with active artificial jammers, the accuracy of signal parameter estimation often deteriorates substantially, thereby degrading target-detection performance. To address this challenge, this paper proposes an anti-jamming detection framework based on Expectation-Maximization (EM) classification. For passive detection, a Noise Covered Pulse (NCP) detection method is developed, together with a passive

收稿日期：2025-08-01；改回日期：2025-11-06；网络出版：2025-11-20

*通信作者： 闫林杰 yanlinjie16@163.com *Corresponding Author: YAN Linjie, yanlinjie16@163.com

基金项目：国家自然科学基金青年项目 (62201564, 62301552)，国家自然科学基金面上项目(62571525)，中国科学院青年创新促进会(2023028)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China Young Scientist Program (62201564, 62301552), The National Natural Science Foundation of China General Program (62571525), Youth Innovation Promotion Association CAS (2023028)

责任主编：刘维建 Corresponding Editor: LIU Weijian

jamming early-warning mechanism. A latent variable model representing NCP categories is constructed, and by integrating the EM algorithm with matrix decomposition, NCP sample classification and angle/energy parameter estimation are jointly achieved, enabling robust adaptive NCP detection. For active radar operation, a Coherent Jamming (CJ) target-detection method is proposed. A classification model based on the presence hypotheses of target echoes and CJ is formulated, and grid search combined with the EM algorithm is employed to perform sample classification and angle estimation, thereby enabling CJ identification and adaptive target detection. Simulation results demonstrate that the proposed framework effectively identifies range bins containing targets or jammers, accurately estimates their angles of incidence, and significantly enhances the anti-jamming performance of constant false-alarm-rate target detection.

Key words: Active-passive detection; Noise Cover Pulse (NCP); Coherent Jammer (CJ); Range bin classification; Space-Time Adaptive Detection (STAD)

1 引言

近年来，多通道雷达系统在复杂干扰环境中的点目标检测已成为雷达信号处理领域的前沿课题[1–7]。利用目标回波与杂波信号在角度-多普勒域的可分离性，王永良等人[8]提出的空时自适应处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)技术，为杂波抑制提供了有效解决方案。作为STAP技术的延伸发展，空时自适应检测(Space-Time Adaptive Detection, STAD)技术基于不同的检测器设计准则，利用雷达接收数据直接获得检测统计量，并据此与检测门限进行比较，同时实现杂波抑制与目标检测，显著提升了雷达目标检测性能[9–14]。在STAD的技术发展进程中，对具备恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)特性检测器的研究是核心课题之一。早期的代表性工作包括Kelly基于广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)提出的GLRT检测器，该检测器虽具备优异的干扰抑制能力，但存在计算复杂度较高的局限[15,16]。针对该问题，Chen等人[17]、Robey等人[18]分别独立提出两步GLRT准则，由此设计的自适应匹配滤波器(Adaptive Matched Filter, AMF)在保证检测性能的同时显著降低了计算复杂度，但易受旁瓣干扰影响。进一步地，De Maio[19]提出的Rao检测器在弱目标检测场景表现突出，而Wald检测器[20]在复高斯噪声背景下与AMF具有等价性。然而，上述经典检测器主要针对相对均匀的理想高斯环境。在实际雷达探测中，尤其是陆基或海基场景，杂波往往表现出显著的非均匀性和非高斯特性，其统计特性比高斯噪声复杂得多。复合高斯模型被广泛认为是描述此类杂波(如海杂波、地杂波)纹理起伏特性的有效工具[21,22]。近年来，针对复合高斯杂波背景下的稳健目标检测研究取得了重要进展，例如：Wang等人[23]提出了A-IGCG和AM-IGCG两种复合高斯检测器来解决逆高斯纹理复合高斯海杂波中的不匹配信号检测问题；Wu等人[24]提出了两步MAP-GLRT检测器来解决非零均值复合高斯海杂波中的目标检测问题；Xu等人[25]提出了最优和近最优相干检测器用于具有广义逆高斯纹理复合高斯杂波中的雷达目标检测。这些研究致力于提升雷达在复杂非均匀杂波环境中的检测性能。

除杂波外，有源人工干扰也是雷达必须面对的重要威胁。根据物理机制的不同，大致可分为类噪声干扰(Noise-Like Jammer, NLJ)和相干干扰(Coherent Jammer, CJ)两大类[26,27]。NLJ通过辐射大功率噪声提升接收机基底噪声电平，而噪声覆盖脉冲(Noise Cover Pulse, NCP)是其典型干扰形式之一。NCP在时域上表现为脉冲噪声，可导致特定样本单元噪声基底的持续提升[28,29]；CJ则依托数字射频存储技术，通过对截获信号实施参数调制与功率增强，生成具有相关特性的虚假目标信号，导致真实目标回波被欺骗性信号所掩盖[30,31]。针对NLJ存在的情况，Orlando[32]通过分析雷达数据协方差矩阵的谱特性变化，提出一种基于干扰协方差矩阵秩一修正的噪声干扰检测算法。该方法通过检测干扰协方差矩阵秩的扰动，实现对NLJ的准确检测。然而，该方法的检测性能与辅助样本数量呈现显著相关性，在样本受限场景下存在检测性能退化问题。为减轻检测算法对辅助样本数量的依赖，Jing等人[33]提出的改进型双辅助GLRT检测器，通过循环优化策略实现了在第2类辅助数据量少于通道维度时的稳健检测，解决了杂波与NLJ共存环境下的雷达自适应目标检测问题。文献[34]建立了稀疏约束下的双层似然比检验框架，采用迭代优化算法解决了高维参数空间下的计算复杂度难题，其基于促稀疏先验的建模方法有效提升了干扰检测概率与方位估计精度。Carotenuto等人[35]提出了基于模型选择准则和GLRT的自适应检测架构，解决了全数字雷达系统中多个NLJ的实时检测与数量估计问题，实

现了在有限数据下对多干扰源的恒虚警检测。文献[36]提出了一种基于稀疏学习和循环优化的方法，解决了雷达系统中多个NLJ的联合检测与参数估计问题，实现了对NLJ数量、功率和波达角度的估计。然而，上述方法假设各被动接收样本内包含相同参数特性的干扰信号分量，忽略了单元样本间干扰成分的异质性，在NCP存在的时变场景下会出现模型失配问题，无法实现NCP参数的准确估计。对于CJ存在的场景，基于改进自适应波束形成的ABORT-like检测器通过构建多元假设检验模型，利用辅助数据实现干扰信号子空间正交抑制。但当干扰与目标信号在时频域存在耦合时，其干扰抑制能力将受到显著制约[37,38]。Sun等人[39]提出了修正Rao和Wald检测方法，解决了相干干扰下目标检测中费希尔信息矩阵计算错误的问题，使得算法具有更优秀的检测性能且在异构环境下同样有效。Yan等人[40]提出了基于广义信息准则的两阶段雷达检测架构，解决了在多种干扰源[1)]共存下的自适应目标检测问题，实现了复杂电磁环境下的场景分类与检测性能优化，显著提升了传统雷达系统在干扰不匹配场景下的检测能力。遗憾的是，上述两种方法依赖充足的辅助数据，样本匮乏时算法性能会有所下降。文献[41]构建了NLJ与CJ的复合感知架构，结合多阶段干扰协方差矩阵估计与压缩感知技术，准确提取到NLJ及CJ的特征信息，实现了复杂有源人工干扰环境下雷达目标检测概率的显著提升。然而，该方法仅依靠估计得到的角度特征对场景内的信号成分进行辨识，对样本内异常值的信息挖掘不够充分。现有NLJ/CJ检测与抑制方法的共性问题在于：样本异质性挖掘、利用不足，动态干扰[2)]环境中存在性能局限。

作为一种经典的迭代优化算法，期望最大化(Expectation-Maximization, EM)算法通过交替执行E步(Expectation-Step, E-S)和M步(Maximization-Step, M-S)，迭代逼近模型参数的最大似然估计或最大后验估计。该算法能够有效处理含不完整或缺失信息的观测数据，具有良好的数值稳定性和收敛性。研究人员尝试将EM算法融入STAD框架，通过鉴别和筛选接收序列中突变的异常值来实现不同能量区域干扰样本的自适应分类，基于分类结果指导改善干扰参数估计精度，以提升干扰抑制或目标检测性能。Addabbo等人[42]建立了基于EM迭代优化框架的雷达杂波空时特性分类模型，通过引入潜在变量建模与协方差矩阵结构约束条件，实现了空时非均匀杂波场的统计同质子集划分。Pradeepa等人[43]提出了基于EM方法的GLRT检测器，解决了混响环境下MIMO主动声呐对慢速/静止目标的检测难题，实现了接近理论性能极限的检测效果。为解决强低秩干扰下位置结构通信信号的自适应检测问题，Schniter等人[44]提出了一种基于GLRT与EM的联合检测方法，通过概率建模和低秩干扰抑制实现了在未知阵列响应、噪声功率及干扰参数条件下的高鲁棒性检测。Coluccia等人[45]通过混合高斯建模和参数自适应估计，提出基于EM算法的EM-GLRT和EM-MAP-LRT检测器，解决了异构杂波环境下雷达目标检测中杂波协方差结构与功率双重异质性的难题，利用仿真与真实雷达数据验证了方法在异构杂波环境下的优越检测性能。为解决异构杂波环境中的杂波分类与多目标检测问题，文献[46]提出了一种基于EM的创新认知方法，通过杂波分类增强雷达系统对环境的感知能力，实现了未知位置和数量的多目标自适应检测。上述研究的共性在于：针对非均匀杂波场景，利用背景干扰协方差矩阵数值突变表征杂波能量突变，通过联合使用EM聚类和STAD检测框架，实现对杂波样本分类识别的同时，指导杂波参量估计，提高目标检测质量。

不同于上述非均匀杂波场景目标检测方法，本文创新性将EM聚类用于有源人工干扰目标检测，提出基于EM分类辅助的抗干扰检测框架。具体地，分别考虑了被动探测模式下的NCP干扰对抗场景和主动探测模式下的CJ对抗场景。在被动探测模式下，针对多个NCP干扰检测识别问题，首先利用潜在变量模型引入代表不同NCP类别的隐藏变量，建立样本统计特征与各距离单元上NCP存在性之间的关联模型，在此基础上，联合EM迭代算法与矩阵特征值分解，完成不同NCP存在下的样本单元分类与干扰能量估计。最后，利用样本聚类结果指导筛选存在NCP的样本单元作为检测样本，通过对NCP的CFAR检测实现被动干扰预警，指导探测平台对发射NCP信号的类噪声干扰进行规避，达到抗类噪声干扰的目的。在主动探测模式下，针对目标与CJ的探测识别问题，沿用潜在变量模型和EM迭代对主动探测接收样本进行分类处理，实现对样本内目标与CJ存在性的初步辨识，在此基础上联合最大似然估计和网格搜索实现二者的角度估计，最后基于场景内目标成分分类结果指导对应场景下的检测器选择，实现目标存在性的CFAR判决，达到抗CJ的目的。仿真结果表明，被动探测

[1)]如杂波、NLJ、CJ等。

[2)]如NCP干扰对抗场景。

模式下，所提方法能够在接收样本中对不同特征[3)]的NCP信号进行准确分类，实现干扰自适应检测；主动探测模式下，所提方法不仅能够对接收样本内目标回波与CJ进行准确辨识，还能够准确估计二者的角度信息，有助于实现对CJ的有效对抗。

2 问题模型

2.1 抗噪声覆盖脉冲被动检测

假设一个相控阵机载雷达系统的接收阵为$N\,(N\geq 2)$元等间隔均匀线阵。在被动检测模式下，仅考虑环境噪声影响。探测空间内散布T个噪声干扰器，不同入射方位和入射能量的NCP信号经滤波、放大、模数转换等预处理后，在脉冲持续时间内持续引入噪声干扰。假设雷达系统接收L个不同距离单元、包含环境噪声和NCP的样本矢量$\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\cdots,\boldsymbol{p}_L\in\mathbb{C}^{N\times 1}$[4)]，其中$\mathbb{C}$表示复数域。假设$J_t$表示被第$t\in[1,2,\cdots,T]$个NCP信号所污染的样本单元数量，数据采样率为$f_{\rm s}$，则第$t$个NCP的持续时长为$J_t/f_{\rm s}$秒。实际对抗场景中，NCP作为与目标信号非相干的强噪声干扰，通过抬升信号CFAR检测阈值，降低雷达检测灵敏度以掩盖其自身存在。由于NCP的能量在时域表现为非平稳脉冲噪声，在接收信号协方差矩阵中体现为特定样本单元上的噪声基底显著增强[28,29]。因此，对NCP的有效建模需准确刻画其引起的协方差矩阵结构变化。针对抗NCP被动检测问题，建立如下二元假设检验：

$$\begin{cases}\mathrm{H}_0:\boldsymbol{p}_l\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\sigma^2\boldsymbol{I}\right),l\in\boldsymbol{\Omega}\\ \mathrm{H}_1:\boldsymbol{p}_l\sim\begin{cases}\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\sigma^2\boldsymbol{I}\right),l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,0}\\ \mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},1}\right),l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,1}\\ \quad\vdots\\ \mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}\right),l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,t}\\ \quad\vdots\\ \mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},T}\right),l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,T}\end{cases}\end{cases}\tag{1}$$

其中，H_0代表无目标假设，H_1表示探测场景中存在NCP的备择假设；$\boldsymbol{p}_l\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}\right)$表示$\boldsymbol{p}_l$是一个均值为$\boldsymbol{0}$，协方差矩阵为$\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}$的$N$维复高斯复矢量；$\sigma^2$表示环境噪声能量，$\boldsymbol{I}$表示单位矩阵，$\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}=\sigma^2_{\mathrm{NCP},t}\boldsymbol{v}\left(\theta_{\mathrm{NCP},t}\right)\cdot\boldsymbol{v}(\theta_{\mathrm{NCP},t})^{\dagger}$表示第$t$个能量为$\sigma^2_{\mathrm{NCP},t}$的NCP干扰协方差矩阵，$[\cdot]^{\dagger}$表示共轭转置，$\boldsymbol{v}\left(\theta_{\mathrm{NCP},t}\right)\in\mathbb{C}^{N\times 1}$表示入射角度为$\theta_{\mathrm{NCP},t}$的归一化空域导向矢量；用$\boldsymbol{\Omega}=\{1,2,\cdots,L\}$表示样本矢量$\boldsymbol{p}_l,l=1,2,\cdots,L$的下标集合，$\boldsymbol{\Omega}_{1,t}=\{l_{t,1},\ l_{t,2},\cdots,l_{t,J_t}\}$表示存在第$t$个NCP分量的样本矢量下标集合，$\boldsymbol{\Omega}_{1,0}=\boldsymbol{\Omega}\backslash\{\boldsymbol{\Omega}_{1,1},\boldsymbol{\Omega}_{1,2},\cdots,\boldsymbol{\Omega}_{1,T}\}$表示不存在NCP分量的样本矢量下标集合。定义$\boldsymbol{\Gamma}_0=\{\sigma^2\}$为所有样本在$\mathrm{H}_0$假设下的未知参数集，$\boldsymbol{\Gamma}_1=\{\sigma^2,\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t},t=1,2,\cdots,T\}$为所有样本在$\mathrm{H}_1$假设下的未知参数集。

基于上述统计模型，样本矢量$\boldsymbol{p}_l,l=1,2,\cdots,L$在$\mathrm{H}_0$和$\mathrm{H}_1$假设下的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)分别表示为

$$\begin{cases}f_0\left(\boldsymbol{p}_l;\boldsymbol{\Gamma}_0\right)=\dfrac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\left(\sigma^2\boldsymbol{I}\right)^{-1}\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det(\sigma^2\boldsymbol{I})},\boldsymbol{p}_l\in\boldsymbol{\Omega}\\ f_1\left(\boldsymbol{p}_l;\boldsymbol{\Gamma}_1\right)=\begin{cases}\dfrac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\left(\sigma^2\boldsymbol{I}\right)^{-1}\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det(\sigma^2\boldsymbol{I})},\\ \quad\boldsymbol{p}_l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,0}\\ \dfrac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\left(\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}\right)^{-1}\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det(\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t})}\\ \quad\boldsymbol{p}_l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,t}\end{cases}\end{cases}\tag{2}$$

其中，$\det[\cdot]$表示矩阵行列式，$\exp[\cdot]$表示指数运算，$\mathrm{tr}[\cdot]$表示矩阵求迹，$[\cdot]^{-1}$表示矩阵求逆。图1(a)直观展示了H_1假设对应的NCP检测场景。该场景假设在L个距离单元内存在两个NCP干扰器，分别以不同的入射角度辐射NCP信号，角Θ为雷达监测扇区最大角度。由上述建模可知，雷达阵列接收的某个单元样本可能处于未知能量、方位的某一特定NCP干扰下，或可能不受到NCP影响。为实现对接收样本中NCP存在性与特征的分类，利用潜在变量模型，建立样本统计特征与隐变量间的映射关系。

首先引入L个独立同分布的离散随机变量$c_l=r$，$r\in[0,1,\cdots,T]$，用以表征$l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,0}$与$l\in\boldsymbol{\Omega}_{1,t}$的情况。令$c_l=r$的概率为$P(c_l=r)=\mu_r,l=1,2,\cdots,L$，显然$\sum_{r=0}^{T}\mu_r=1$。为方便表示，定义

$$\delta_{o,\{O\}}(\varpi)=\begin{cases}\varpi, & \text{if } o\in O\\ 0, & \text{if } o\notin O\end{cases}\tag{3}$$

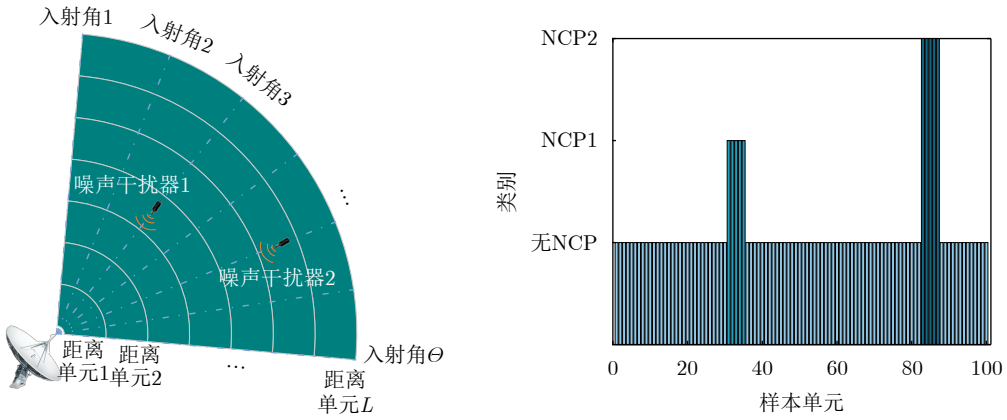
其中，o, ϖ为任意参数，O为任意集合。应用全概率公式将H_1假设下单元样本$\boldsymbol{p}_l$的PDF表示为

$$g\left(\boldsymbol{p}_l;\boldsymbol{\Psi}\right)=\sum_{r=0}^{T}\mu_r f_1\Big(\boldsymbol{p}_l|c_l=r;\sigma^2;\delta_{r,\{1,2,\cdots,T\}}\left(\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},r}\right)\Big)\tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{\Psi}=\boldsymbol{\Gamma}_1\cup\{\mu_r,r=0,1,\cdots,T\}$表示待估计参

3)入射角度、能量。

4)假设样本$\boldsymbol{p}_l$, l=1, 2,…, L内的背景干扰以环境噪声为主。



(a) 雷达被动探测场景
(a) Passive radar detection scenario

(b) 样本类别表示
(b) Sample type

图 1 NCP存在下的雷达被动探测模型

Fig. 1 Passive radar detection model under NCP conditions

数集合。值得注意的是，当r=0时，不存在NCP分量，无需进行NCP分量估计，但为了统一表示，此时可将干扰协方差矩阵写为$\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},r}=\boldsymbol{0}$；$r=t$时，$\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},r}=\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}$。为便于理解，图1(b)给出上述模型的直观描述，假设接收样本数$L=100$，NCP干扰器数$T=2$，各干扰器干扰样本数为$J_t=5$。

2.2 抗相干干扰主动检测

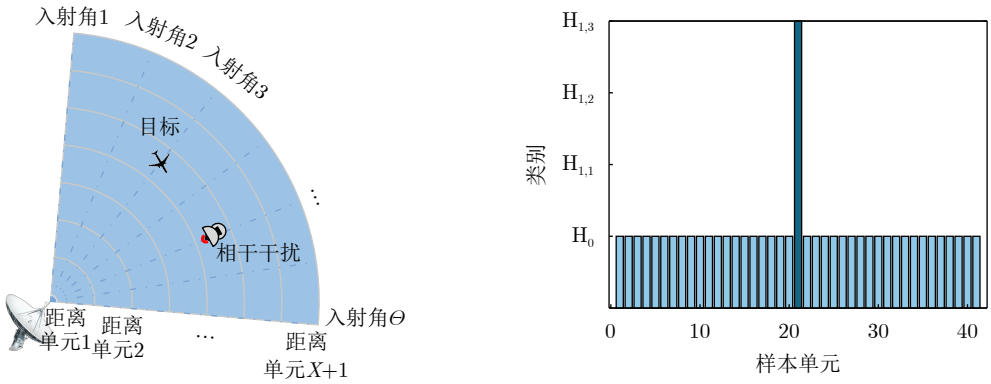
主动探测模式下，同时考虑环境噪声与杂波的影响。假设机载雷达系统配备有阵元数为N的均匀线列阵，经过预处理后，接收数据分别组织为待检测样本矢量$\boldsymbol{z}\in\mathbb{C}^{N\times 1}$与$X$个辅助样本矢量$\boldsymbol{z}_1,\boldsymbol{z}_2,\cdots,\boldsymbol{z}_X\in\mathbb{C}^{N\times 1}$。假设$\boldsymbol{z}_x,x\in\boldsymbol{\Omega}^X$仅包含环境噪声与杂波，$\boldsymbol{\Omega}^X=1,2,\cdots,X$表示辅助样本矢量$\boldsymbol{z}_x$的下标集合；待测样本矢量$\boldsymbol{z}$包含环境噪声、杂波以及可能存在的目标回波与CJ分量。为了判定场景中目标与CJ的存在情况，建立如下多重假设检验问题：

$$\begin{cases}\mathrm{H}_0:\begin{cases}\boldsymbol{z}\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}\right)\\ \boldsymbol{z}_x\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}\right),x\in\boldsymbol{\Omega}^X\end{cases}\\ \mathrm{H}_{1,1}:\begin{cases}\boldsymbol{z}\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}+w\boldsymbol{g}\left(\theta_{\mathrm{cj}}\right)\right)\\ \boldsymbol{z}_x\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}\right),x\in\boldsymbol{\Omega}^X\end{cases}\\ \mathrm{H}_{1,2}:\begin{cases}\boldsymbol{z}\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}+\alpha\boldsymbol{v}\left(\theta_t\right)\right)\\ \boldsymbol{z}_x\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}\right),x\in\boldsymbol{\Omega}^X\end{cases}\\ \mathrm{H}_{1,3}:\begin{cases}\boldsymbol{z}\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}+\alpha\boldsymbol{v}\left(\theta_t\right)+w\boldsymbol{g}\left(\theta_{\mathrm{cj}}\right)\right)\\ \boldsymbol{z}_x\sim\mathcal{CN}_N\left(\boldsymbol{0},\boldsymbol{M}\right),x\in\boldsymbol{\Omega}^X\end{cases}\end{cases}\tag{5}$$

其中，H_0代表无目标假设，$\mathrm{H}_{1,1}$表示存在CJ的备择假设，$\mathrm{H}_{1,2}$表示存在目标的备择假设，$\mathrm{H}_{1,3}$表示存在目标与CJ的备择假设；$\boldsymbol{M}$表示包含噪声与杂波信息的干扰协方差矩阵；$\boldsymbol{v}\left(\theta_t\right),\boldsymbol{g}\left(\theta_{\mathrm{cj}}\right)\in\mathbb{C}^{N\times 1}$分别表示入射角为$\theta_t$，$\theta_{\mathrm{cj}}$的归一化空域导向矢量，$\alpha$，$w$分别表示目标回波、CJ的信号幅值。图2(a)展示了$\mathrm{H}_{1,3}$假设对应的CJ存在下的目标检测场景。假设在某个距离单元内存在目标与相干干扰，以不同角度入射雷达平台。基于上述统计模型，4种假设下待检测样本的PDF分别表示为

$$\begin{cases}f_0\left(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\zeta}_0\right)=\dfrac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{z}\boldsymbol{z}^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\boldsymbol{M}\right)}\\ f_1\left(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\zeta}_1\right)=\dfrac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\boldsymbol{M}^{-1}\left(\boldsymbol{z}-w\boldsymbol{g}\left(\theta_{\mathrm{cj}}\right)\right)\left(\boldsymbol{z}-w\boldsymbol{g}\left(\theta_{\mathrm{cj}}\right)\right)^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\boldsymbol{M}\right)}\\ f_2\left(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\zeta}_2\right)=\dfrac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\boldsymbol{M}^{-1}\left(\boldsymbol{z}-\alpha\boldsymbol{v}\left(\theta_t\right)\right)\left(\boldsymbol{z}-\alpha\boldsymbol{v}\left(\theta_t\right)\right)^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\boldsymbol{M}\right)}\\ f_3\left(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\zeta}_3\right)=\dfrac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\boldsymbol{M}^{-1}\left(\boldsymbol{z}-\alpha\boldsymbol{v}\left(\theta_t\right)-w\boldsymbol{g}\left(\theta_{\mathrm{cj}}\right)\right)\left(\boldsymbol{z}-\alpha\boldsymbol{v}\left(\theta_t\right)-w\boldsymbol{g}\left(\theta_{\mathrm{cj}}\right)\right)^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\boldsymbol{M}\right)}\end{cases}\tag{6}$$

其中，$\boldsymbol{\zeta}_0=\{\boldsymbol{M}\}$，$\boldsymbol{\zeta}_1=\{\boldsymbol{M},w,\theta_{\mathrm{cj}}\}$，$\zeta_2=\{\boldsymbol{M},\alpha,\theta_t\}$，$\boldsymbol{\zeta}_3=\{\boldsymbol{M},\alpha,w,\theta_t,\theta_{\mathrm{cj}}\}$分别表示待测样本在$\mathrm{H}_0$，$\mathrm{H}_{1,1}$，$\mathrm{H}_{1,2}$，$\mathrm{H}_{1,3}$假设下的未知参数集。为了利用潜在变量模型建立待检测样本$\boldsymbol{z}$与目标回波、CJ分量间的



(a) 雷达主动探测场景
(a) Radar active detection scenario

(b) 样本类别表示
(b) Sample type

图 2 CJ与目标存在下的雷达主动探测模型

Fig. 2 Radar active detection model with CJ and target presence

存在性对应关系，引入独立潜在随机变量β，对应的未知概率表示为$P(\beta=e)=\chi_e, e=0,1,2,3$，其中，$\chi_0$，$\chi_1$，$\chi_2$和$\chi_3$分别表示待检测样本$\boldsymbol{z}$中没有目标与CJ分量、包含CJ、包含目标和包含目标与CJ分量时的概率，且$\sum_{e=0}^{3}\chi_e=1$。应用全概率公式，待检测单元样本$\boldsymbol{z}$的PDF可以表示为

$$f(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\xi})=\sum_{e=0}^{3}\chi_e f_e\left(\boldsymbol{z}|\beta=e;\delta_{e,\{2,3\}}(\alpha,\theta_t);\delta_{e,\{1,3\}}(w,\theta_{\rm cj});\boldsymbol{M}\right) \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{\xi}=\{\boldsymbol{\zeta}_0,\boldsymbol{\zeta}_1,\boldsymbol{\zeta}_2,\boldsymbol{\zeta}_3\}\cup\{\chi_e,e=0,1,2,3\}$表示待检测样本的未知参数合集。为便于理解，图2(b)给出了上述模型的直观描述，假设第1～20, 22～41个样本单元为参考单元，第21个样本单元为包含目标与CJ的待检测单元。

3 基于EM算法的信息提取与目标检测

3.1 被动探测模式下的噪声估计与NCP检测

假设接收样本数据矩阵为$\boldsymbol{P}=[\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\cdots,\boldsymbol{p}_L]\in\mathbb{C}^{N\times L}$，根据式(2)、式(4)，应用Jensen不等式[47]可以得出其联合对数似然函数

$$L(\boldsymbol{P};\boldsymbol{\Psi})=\sum_{l=1}^{L}\ln g(\boldsymbol{p}_l;\boldsymbol{\Psi})\geq\sum_{l=1}^{L}\sum_{r=0}^{T}q_l(r)\cdot\ln\frac{\mu_r g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=r;\sigma^2;\delta_{r,\{1,2,\cdots,T\}}(\boldsymbol{M}_{{\rm NCP},r})\right)}{q_l(r)} \tag{8}$$

其中，$\ln[\cdot]$表示对数运算，$q_l(r)$表示$\boldsymbol{p}_l$对应于$c_l=r$条件下的后验概率。下面基于EM聚类算法完成样本数据分类。从算法流程上，EM算法分为E步与M步，其中E步对接收样本数据矩阵$\boldsymbol{P}$的联合对数似然函数进行求解，可以得到第$(m-1)$次迭代中后验概率$q_l(r)$的迭代式

$$\hat{q}_l^{(m-1)}(r)=\frac{g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=r;\left(\hat{\sigma}^2\right)^{(m-1)};\delta_{r,\{1,2\cdots,T\}}\left(\hat{\boldsymbol{M}}_{{\rm NCP},r}^{(m-1)}\right)\right)\hat{\mu}_r^{(m-1)}}{\sum_{r'=0}^{T}g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=r';\left(\hat{\sigma}^2\right)^{(m-1)};\delta_{r',\{1,2,\cdots,T\}}\left(\hat{\boldsymbol{M}}_{{\rm NCP},r'}^{(m-1)}\right)\right)\hat{\mu}_{r'}^{(m-1)}},\quad l=1,2,\cdots,L,r=0,1,\cdots,T \tag{9}$$

其中，$\left(\hat{\sigma}^2\right)^{(m-1)}$，$\hat{\boldsymbol{M}}_{{\rm NCP},r}^{(m-1)}$，$\hat{\mu}_r^{(m-1)}$分别表示第$(m-1)$次迭代中$\sigma^2$，$\boldsymbol{M}_{{\rm NCP},r}$，$\mu_r$的估计值。利用求得的后验概率估计结果，M步是利用隐藏变量结果计算式(8)的极大值

$$\hat{\boldsymbol{\Psi}}=\arg\max_{\boldsymbol{\Psi}}\left\{\sum_{l=1}^{L}\sum_{r=0}^{T}\hat{q}_l^{(m-1)}(r)\ln g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=r;\sigma^2;\delta_{r,\{1,2,\cdots,T\}}(\boldsymbol{M}_{{\rm NCP},r})\right)+\sum_{l=1}^{L}\sum_{r=0}^{T}\hat{q}_l^{(m-1)}(r)\ln\mu_r\right\} \tag{10}$$

接下来，我们将逐项对$\boldsymbol{\Psi}$中的未知参数进行估计。首先考虑式(10)中与μ_r的相关项，结合$\sum_{r=0}^{T}\mu_r=1$限制下的Lagrange算子优化方法，可得到第(m)次循环优化中μ_r的优化结果

$$\hat{\mu}_r^{(m)}=\sum_{l=1}^{L}\frac{\hat{q}_l^{(m-1)}(r)}{L},r=0,1,\cdots,T \tag{11}$$

在此基础上，忽略μ_r的相关项，式(10)中关于σ^2与$\boldsymbol{M}_{{\rm NCP},t}$的估计问题可转化为

$$\arg\max_{\sigma^2,\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}}\left\{\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)\ln g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=0;\sigma^2;\boldsymbol{0}\right)+\sum_{l=1}^{L}\sum_{t=1}^{T}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\ln g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=t;\sigma^2;\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}\right)\right\}\tag{12}$$

为简化问题，我们定义如下两个辅助函数

$$\begin{aligned}h_0(\sigma^2;\boldsymbol{0})&=\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)\ln g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=0;\sigma^2;\boldsymbol{0}\right)\\&=-\frac{\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)\boldsymbol{p}_l^{\dagger}\boldsymbol{p}_l}{\sigma^2}-N\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)\ln\sigma^2-\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)N\ln\pi\end{aligned}\tag{13}$$

$$\begin{aligned}h_t(\sigma^2;\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t})&=\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\ln g\left(\boldsymbol{p}_l|c_l=t;\sigma^2;\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}\right)\\&=-\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\left\{\mathrm{tr}\left[\left(\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}\right)^{-1}\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}\right]+\ln\det\left(\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}\right)+N\ln\pi\right\}\end{aligned}\tag{14}$$

由于假定一个样本单元仅受某一NCP影响，将矩阵$\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}$与$\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}$进行特征值分解，可表示为：$\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}=\boldsymbol{U}_{\mathrm{NCP},t}(\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{\Lambda}_{\mathrm{NCP},t})\boldsymbol{U}_{\mathrm{NCP},t}^{\dagger}$，$\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l{}^{(m-1)}(t)\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}=\boldsymbol{U}_{p,t}\boldsymbol{\Lambda}_{p,t}\boldsymbol{U}_{p,t}^{\dagger}$。其中$\boldsymbol{\Lambda}_{\mathrm{NCP},t}=\mathrm{diag}(\lambda_{\mathrm{NCP},t},0,0,\cdots,0)$，$\boldsymbol{\Lambda}_{p,t}=\mathrm{diag}(\lambda_{p,t,1},\lambda_{p,t,2},\cdots,\lambda_{p,t,N})$分别是由$\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}$，$\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\cdot\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}$的特征值$\lambda_{\mathrm{NCP},t},0,0,\cdots,0$与$\lambda_{p,t,1},\lambda_{p,t,2},\cdots,\lambda_{p,t,N}$构成的对角矩阵，$\boldsymbol{U}_{\mathrm{NCP},t}$，$\boldsymbol{U}_{p,t}\in\mathbb{C}^{N\times N}$分别对应的特征矢量矩阵，满足$\boldsymbol{U}_{\mathrm{NCP},t}\boldsymbol{U}_{\mathrm{NCP},t}^{\dagger}=\boldsymbol{U}_{\mathrm{NCP},t}^{\dagger}\boldsymbol{U}_{\mathrm{NCP},t}=\boldsymbol{U}_{p,t}\boldsymbol{U}_{p,t}^{\dagger}=\boldsymbol{U}_{p,t}^{\dagger}\boldsymbol{U}_{p,t}$。因此，式(14)可以进一步转化为

$$\begin{aligned}h_t(\sigma^2;\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t})=&-\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)(N-1)\ln\sigma^2-\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\ln(\sigma^2+\lambda_{\mathrm{NCP},t})\\&-\frac{\lambda_{p,t,1}}{\sigma^2+\lambda_{\mathrm{NCP},t}}-\sum_{n=2}^{N}\frac{\lambda_{p,t,n}}{\sigma^2}-\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)N\ln\pi\end{aligned}\tag{15}$$

将式(15)代入式(12)整理可以得到

$$\arg\max_{\sigma^2,\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}}\left\{\begin{aligned}&-\frac{\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)\boldsymbol{p}_l^{\dagger}\boldsymbol{p}_l}{\sigma^2}-N\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)\ln\sigma^2\\&-\sum_{t=1}^{T}\left[\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\left((N-1)\ln\sigma^2+\ln(\sigma^2+\lambda_{\mathrm{NCP},t})\right)\right]+\frac{\lambda_{p,t,1}}{\sigma^2+\lambda_{\mathrm{NCP},t}}+\sum_{n=2}^{N}\frac{\lambda_{p,t,n}}{\sigma^2}\end{aligned}\right\}\tag{16}$$

将式(16)分别对σ^2，$\lambda_{\mathrm{NCP},t}$求偏导并置零，可得到第(m)次迭代中二者的优化估计结果

$$\left\{\begin{aligned}\left(\hat{\sigma}^2\right)^{(m)}&=\frac{\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)\boldsymbol{p}_l^{\dagger}\boldsymbol{p}_l+\sum_{t=1}^{T}\sum_{n=2}^{N}\hat{\lambda}_{p,t,n}^{(m-1)}}{N\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(0)+(N-1)\sum_{l=1}^{L}\sum_{t=1}^{T}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)}\\\hat{\lambda}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}&=\max\left\{\frac{\hat{\lambda}_{p,t,1}^{(m-1)}}{\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)}-\left(\hat{\sigma}^2\right)^{(m)},0\right\}\end{aligned}\right.\tag{17}$$

其中，$\hat{\lambda}_{p,t,n}^{(m-1)}$表示第$(m-1)$次迭代中$\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)\boldsymbol{p}_l\boldsymbol{p}_l^{\dagger}$的特征值。整理可得到第$(m)$次迭代中$\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}$的估计结果

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}=\mathrm{diag}\left(\max\left\{\dfrac{\hat{\lambda}_{p,t,1}^{(m-1)}}{\sum_{l=1}^{L}\hat{q}_l^{(m-1)}(t)}-\left(\hat{\sigma}^2\right)^{(m)},0\right\},0,\cdots,0\right)\\ \hat{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}=\hat{\boldsymbol{U}}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}\left(\hat{\boldsymbol{U}}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}\right)^{\dagger}\end{cases}\tag{18}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{U}}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}$为$\hat{\lambda}_{\mathrm{NCP},t}^{(m)}$的特征矢量矩阵。式(17)和式(18)中的参数估计结果将作为初值参与下一次EM迭代，直至满足3.3节中的EM迭代收敛准则。最终的参数估计结果为：$\hat{\sigma}^2=\left(\hat{\sigma}^2\right)^{(\bar{m})}$，$\hat{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{NCP},t}=\hat{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{NCP},t}^{(\bar{m})}$，$\hat{q}_l(r)=\hat{q}_l^{(\bar{m})}(r)$，$\hat{\mu}_r=\sum_{l=1}^{L}\dfrac{\hat{q}_l(r)}{L}$，其中$(\bar{m})$表示满足式(36)所示迭代停止条件的EM迭代次数；取各单元样本最大后验概率对应的类别$\hat{r}_l=\arg\max_{r=0,1,\cdots,T}\hat{q}_l(r),l=1,2,\cdots,L$作为最终分类结果，第$t$个NCP存在的样本单元集合为$\hat{\boldsymbol{\Omega}}_{1,t}=\{l\in\boldsymbol{\Omega}|\hat{r}_l=t\}$，无NCP存在的样本单元集合为$\hat{\boldsymbol{\Omega}}_{1,0}=\{l\in\boldsymbol{\Omega}|\hat{r}_l=0\}$。综上所述，本探测模式下的样本单元分类与参数估计流程如算法1所示。

算法 1 NCP样本分类与参数估计流程

Alg. 1 Estimation procedure of NCP classification and parameters

输入：$\boldsymbol{p}_l,l=1,2,\cdots,L$

初始化：$\left(\sigma^2\right)^{(0)}$，$\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}^{(0)}$，$\mu_r^{(0)}$

for：$m=1:\bar{m}$

E步优化：计算$\boldsymbol{p}_l$的条件期望，得到

$q_l(r),l=1,2,\cdots,L,r=0,1,\cdots,T$的更新规则式(9)；

M步优化：

(1) 通过最大化对数似然函数更新μ_r，如式(11)所示；

(2) 利用式(17)更新σ^2；

(3) 利用式(18)更新$\boldsymbol{M}_{\mathrm{NCP},t}$；

end

输出：$\hat{\sigma}^2$，$\hat{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{NCP},t}$，$\hat{\boldsymbol{\Omega}}_{1,t}$，$\hat{\boldsymbol{\Omega}}_{1,0}$

最后，将式(2)、式(4)中的未知参数替换为上述算法求解出的估计值，可以得到基于似然比检验(Likelihood Ratio Test, LRT)的自适应检测器，表示为

$$\frac{\prod_{l=1}^{L}g\left(\boldsymbol{p}_l;\hat{\boldsymbol{\Psi}}\right)}{\prod_{l=1}^{L}f_0\left(\boldsymbol{p}_l;\hat{\boldsymbol{\Gamma}}_0\right)}\underset{\mathrm{H_0}}{\overset{\mathrm{H_1}}{\gtrless}}\eta_{\mathrm{NCP}}\tag{19}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{\Psi}}=\{\hat{\sigma}^2,\hat{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{NCP},t},\hat{\boldsymbol{\Omega}}_{1,t}^{L},\hat{\boldsymbol{\Omega}}_{1,0}^{L},\hat{\mu}_r\}$，$\hat{\boldsymbol{\Gamma}}_0=\{\hat{\sigma}_0^2\}$，$\hat{\sigma}_0^2=\dfrac{\mathrm{tr}\{\boldsymbol{P}\boldsymbol{P}^{\dagger}\}}{NL}$是$\sigma^2$在$\mathrm{H_0}$假设下的常用估计值，检测阈值$\eta_{\mathrm{NCP}}$根据虚警率$P_{\mathrm{fa}}$来设置。将上述针对NCP的参数估计与检测方法称为被动探测模式下的抗NCP检测方法。

3.2 主动探测模式下的相干干扰参数估计与目标检测

首先，利用EM算法求解CJ、目标可能存在时的样本类别判定问题。利用Jensen不等式，$\boldsymbol{z}$的对数似然函数可以表示为

$$L\left(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\xi}\right)=\ln f\left(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\xi}\right)\geq\sum_{e=0}^{3}q(e)\cdot\ln\frac{\chi_e f_e\left(\boldsymbol{z}|\beta=e;\delta_{e,\{2,3\}}(\alpha,\theta_t);\delta_{e,\{1,3\}}(w,\theta_{\mathrm{cj}});\boldsymbol{M}\right)}{q(e)}\tag{20}$$

其中，$q(e),e=0,1,2,3$表示待检测样本$\boldsymbol{z}$在$\beta=e$时的后验概率函数。应用EM算法中的E步优化流程，得到第$(m-1)$次迭后$q(e)$的优化表达式

$$\hat{q}^{(m-1)}(e)=\frac{f_e\left(z,\delta_{e,\{2,3\}}(\alpha,\theta_t),\delta_{e,\{1,3\}}(w,\theta_{\mathrm{cj}})|\beta=e;\hat{\boldsymbol{M}}\right)\hat{\chi}_e^{(m-1)}}{\sum_{e'=0}^{3}f_{e'}\left(z,\delta_{e',\{2,3\}}(\alpha,\theta_t),\delta_{e',\{1,3\}}(w,\theta_{\mathrm{cj}})|\beta=e';\hat{\boldsymbol{M}}\right)\hat{\chi}_{e'}^{(m-1)}},e=0,1,2,3\tag{21}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{M}}$表示干扰协方差矩阵估计值，$\hat{\chi}_e^{(m-1)}$是第$(m-1)$次迭代中χ_e的估计值。由于目标分量与CJ的存在会引发对二者存在性假设的过度估计倾向[46]，导致错误的分类结果。为缓解这一问题，利用联合模型阶数选择(Model Order Selection, MOS)准则[48]对式(21)增加惩罚项改进，得到

$$\hat{q}^{(m-1)}(e)=\frac{f_e\left(\boldsymbol{z},\delta_{e,\{2,3\}}(\alpha,\theta_t),\delta_{e,\{1,3\}}(w,\theta_{\mathrm{cj}})|\beta=e;\hat{\boldsymbol{M}}\right)\hat{\chi}_e^{(m-1)}\exp\{-r(e)\}}{\sum_{e'=0}^{3}f_{e'}\left(\boldsymbol{z},\delta_{e',\{2,3\}}(\alpha,\theta_t),\delta_{e',\{1,3\}}(w,\theta_{\mathrm{cj}})|\beta=e';\hat{\boldsymbol{M}}\right)\hat{\chi}_{e'}^{(m-1)}\exp\{-r(e')\}},e=0,1,2,3\tag{22}$$

其中，$\exp\{\cdot\}$表示指数函数，$r(e)=(N^2+3e)(1+\rho)$为惩罚函数，$\rho\geq 1$。接下来应用EM算法中的M步优化流程，得到未知参数$\boldsymbol{\xi}$的优化估计，目标函数表示为

$$\hat{\boldsymbol{\xi}}=\arg\max_{\boldsymbol{\xi}}\left\{\sum_{e=0}^{3}\hat{q}^{(m-1)}(e)\ln f_e\left(\boldsymbol{z},\delta_{e,\{2,3\}}(\alpha,\theta_t),\right.\right.$$
$$\left.\left.\delta_{e,\{1,3\}}(w,\theta_{\mathrm{cj}})|\beta=e;\boldsymbol{M}\right)+\sum_{e=0}^{3}\hat{q}^{(m-1)}(e)\ln\chi_e\right\}\tag{23}$$

我们先根据辅助样本数据集来对干扰协方差矩阵进行估计[14]

$$\hat{\boldsymbol{M}}=\frac{\sum_{x=1}^{X}\boldsymbol{z}_x^{\dagger}\boldsymbol{z}_x}{X}\tag{24}$$

注意到关于χ_e的估计过程与α, θ_t, w, θ_{cj}相互独立，我们首先进行关于χ_e的优化过程。考虑约束$\sum_{e=0}^{3}\chi_e=1$，应用Lagrange算子优化方法，可以得到χ_e的估计值

$$\hat{\chi}_e^{(m)}=\hat{q}^{(m-1)}(e)\tag{25}$$

由于对α, w的联合最大估计在数学上是很难实现的，因此，我们将联合最大化过程分为两个独立的内循环步骤。

步骤1　假设在第(m)次EM迭代中，第$(h\text{–}1)$次内部循环后的α估计结果$\hat{\alpha}^{(m)(h-1)}$已知，则关于w的估计问题可由式(23)转化为

$$\arg\max_{w}\left\{\sum_{e=0}^{3}\hat{q}^{(m-1)}(e)\Big[-\mathrm{tr}\Big(\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{z}-\delta_{e,\{2,3\}}\cdot\hat{\alpha}^{(m)(h-1)}\boldsymbol{v}(\theta_t)-\delta_{e,\{1,3\}}w\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}}))(\boldsymbol{z}-\delta_{e,\{2,3\}}\cdot\hat{\alpha}^{(m)(h-1)}\boldsymbol{v}(\theta_t)-\delta_{e,\{1,3\}}w\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}}))^{\dagger}\Big)\Big]\right\}\tag{26}$$

将式(26)对w求偏导并置零，可以得到w的优化结果

$$\hat{w}^{(m)(h)}=\frac{2(\hat{q}^{(m-1)}(1)+\hat{q}^{(m-1)}(3))\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{z}}{2\left(\hat{q}^{(m-1)}(1)+\hat{q}^{(m-1)}(3)\right)\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})}-\frac{\hat{q}^{(m-1)}(3)\hat{\alpha}^{(m)(h-1)}\left(\boldsymbol{v}(\theta_t)^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})+\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{v}(\theta_t)\right)}{2\left(\hat{q}^{(m-1)}(1)+\hat{q}^{(m-1)}(3)\right)\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})}\tag{27}$$

步骤2　将式(27)中$\hat{w}^{(m)(h)}$的结果代入式(23)，可以求解得到α的优化结果

$$\hat{\alpha}^{(m)(h)}=\frac{2(\hat{q}^{(m-1)}(2)+\hat{q}^{(m-1)}(3))\boldsymbol{v}(\theta_t)^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{z}}{2(\hat{q}^{(m-1)}(2)+\hat{q}^{(m-1)}(3))\boldsymbol{v}(\theta_t)^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{v}(\theta_t)}-\frac{\hat{q}^{(m-1)}(3)\hat{w}^{(m)(h-1)}\left(\boldsymbol{v}(\theta_t)^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})+\boldsymbol{g}(\theta_{\mathrm{cj}})^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{v}(\theta_t)\right)}{2\left(\hat{q}^{(m-1)}(2)+\hat{q}^{(m-1)}(3)\right)\boldsymbol{v}(\theta_t)^{\dagger}(\hat{\boldsymbol{M}})^{-1}\boldsymbol{v}(\theta_t)}\tag{28}$$

当式(27)与式(28)的迭代优化进程达到3.3节中的内循环的迭代停止条件时，内循环迭代进程终止，第(m)次EM迭代最终参数估计结果为$\hat{\alpha}^{(m)}=\hat{\alpha}^{(m)(\bar{h})}$与$\hat{w}^{(m)}=\hat{w}^{(m)(\bar{h})}$，其中$(\bar{h})$表示满足式(37)所示迭代停止条件的内循环次数。这一结果将作为初值参与下一次EM迭代，直至满足式(36)所示EM迭代停止条件。

最终的参数估计结果为：$\hat{\boldsymbol{M}}$, $\hat{\alpha}=\hat{\alpha}^{(\bar{m})}$与$\hat{w}=\hat{w}^{(\bar{m})}$, $\hat{q}(e)=\hat{q}^{(\bar{m})}(e)$，$(\bar{m})$表示满足式(36)所示迭代准则的EM迭代次数；信号成分估计结果为样本最大后验概率对应的类别$\hat{e}=\arg\max_{e=0,1,2,3}\hat{q}(e)$。最后，通过网格搜索，实现目标与CJ入射角度估计。用Θ表示探测扇面角度，θ_1, θ_2分别为θ_t, θ_{cj}的搜索角度，则二者的估计值为

$$\left\{\hat{\theta}_1,\hat{\theta}_2\right\}=\max_{\substack{\theta_1\in\Theta\\ \theta_2\in\Theta}}L\left(\boldsymbol{z};\hat{\boldsymbol{\xi}}^{(\bar{m})}\right)\tag{29}$$

基于上述过程获取得到的角度估计值$\hat{\theta}_1$与$\hat{\theta}_2$，我们做出如下判定：

$$\begin{cases}\text{if }\ \hat{\theta}_1\in[-10^{\circ},10^{\circ}],\ \ \hat{\theta}_t=\hat{\theta}_1\\ \text{if }\ \hat{\theta}_2\notin[-10^{\circ},10^{\circ}],\ \ \hat{\theta}_{\mathrm{cj}}=\hat{\theta}_2\end{cases}\tag{30}$$

为了便于理解，算法2中总结了上述优化算法的工作流程。

下面基于Neyman-Perason准则求解式(5)的多元假设检验问题，实现CJ可能存在时的目标CFAR检测。基于前面的参数估计值，我们可以得到H_0, $\mathrm{H}_{1,1}$, $\mathrm{H}_{1,2}$, $\mathrm{H}_{1,3}$假设下$\boldsymbol{z}$的PDF，分别表示为

$$f_0\left(\boldsymbol{z};\hat{\boldsymbol{M}}\right)=\frac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\hat{\boldsymbol{M}}^{-1}\boldsymbol{z}\boldsymbol{z}^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\hat{\boldsymbol{M}}\right)},\ \ \hat{e}=0\tag{31}$$

$$f_1\left(\boldsymbol{z};\hat{w},\hat{\theta}_{\mathrm{cj}},\hat{\boldsymbol{M}}\right)=\frac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\hat{\boldsymbol{M}}^{-1}\left(\boldsymbol{z}-\hat{w}\boldsymbol{g}\left(\hat{\theta}_{\mathrm{cj}}\right)\right)\left(\boldsymbol{z}-\hat{w}\boldsymbol{g}\left(\hat{\theta}_{\mathrm{cj}}\right)\right)^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\hat{\boldsymbol{M}}\right)},\ \hat{e}=1 \tag{32}$$

$$f_2\left(\boldsymbol{z};\hat{\alpha},\hat{\theta}_t,\hat{\boldsymbol{M}}\right)=\frac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\hat{\boldsymbol{M}}^{-1}\left(\boldsymbol{z}-\hat{\alpha}\boldsymbol{v}\left(\hat{\theta}_t\right)\right)\left(\boldsymbol{z}-\hat{\alpha}\boldsymbol{v}\left(\hat{\theta}_t\right)\right)^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\hat{\boldsymbol{M}}\right)},\ \hat{e}=2 \tag{33}$$

$$f_3\left(\boldsymbol{z};\hat{\alpha},\hat{\theta}_t,\hat{w},\hat{\theta}_{\mathrm{cj}},\hat{\boldsymbol{M}}\right)=\frac{\exp\left\{-\mathrm{tr}\left[\hat{\boldsymbol{M}}^{-1}\left(\boldsymbol{z}-\hat{\alpha}\boldsymbol{v}\left(\hat{\theta}_t\right)-\hat{w}\boldsymbol{g}\left(\hat{\theta}_{\mathrm{cj}}\right)\right)\left(z-\hat{\alpha}\boldsymbol{v}\left(\hat{\theta}_t\right)-\hat{w}\boldsymbol{g}\left(\hat{\theta}_{\mathrm{cj}}\right)\right)^{\dagger}\right]\right\}}{\pi^N\det\left(\hat{\boldsymbol{M}}\right)},\ \hat{e}=3 \tag{34}$$

则基于LRT的自适应检测器可以表示为

$$\frac{f_{\hat{e}}\left(\boldsymbol{z};\hat{\boldsymbol{\zeta}}_{\hat{e}}\right)}{f_0\left(\boldsymbol{z};\hat{\boldsymbol{M}}\right)}\underset{\mathrm{H}_0}{\overset{\mathrm{H}_{1,\hat{e}}}{\gtrless}}\eta_{\hat{e}},\hat{e}\in[1,2,3] \tag{35}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{\zeta}}_1=\left\{\hat{\boldsymbol{M}},\hat{w},\hat{\theta}_{\mathrm{cj}}\right\}$，$\hat{\boldsymbol{\zeta}}_2=\left\{\hat{\boldsymbol{M}},\hat{\alpha},\hat{\theta}_t\right\}$，$\hat{\boldsymbol{\zeta}}_3=\left\{\hat{\boldsymbol{M}},\hat{\alpha},\hat{w},\hat{\theta}_t,\hat{\theta}_{\mathrm{cj}}\right\}$，$\eta_1$，$\eta_2$，$\eta_3$是根据特定虚警率$P_{\mathrm{fa}}$设定的检测阈值。当信号成分估计结果$\hat{e}=0$时，单元内无目标与CJ存在；当$\hat{e}\neq0$时，最优备择假设估计为$\mathrm{H}_{1,\hat{e}}$，选取$\mathrm{H}_{1,\hat{e}}$场景下的检测器对目标和/或CJ进行检测。将上述针对目标与CJ的参数估计与检测方法称为主动探测模式下的抗CJ目标检测方法。

为方便说明，将上述所提被动探测模式下的抗NCP检测方法与主动探测模式下的抗CJ目标检测方法称为基于期望最大化分类辅助的抗干扰检测框架。

算法 2 目标干扰场景分类与参数估计流程

Alg. 2 Estimation procedure of scenario classification and parameters

输入：$\boldsymbol{z}$, $\boldsymbol{z}_x,x\in1,2,\cdots,X$, θ_1, θ_2

初始化：$\alpha^{(0)}$, $w^{(0)}$, $\chi_e^{(0)}$

for：$\theta_1\in\Theta,\theta_2\in\Theta$

for：$m=1:\bar{m}$

E步优化：利用式(22)计算$q(e),e=0,1,2$的优化结果；

M步优化：

(1) 结合辅助样本，利用式(24)计算$\boldsymbol{M}$的估计值；

(2) 利用式(25)对χ_e进行优化；

for $h=1:\bar{h}$

(3) 利用式(27)更新w；

(4) 利用式(28)更新α；

end

end

end

利用式(29)、式(30)估计目标与干扰的入射角度θ_t, θ_{cj}；

输出：$\hat{\alpha}$, $\hat{w}$, $\hat{\theta}_t$, $\hat{\theta}_{\mathrm{cj}}$, $\hat{e}$

3.3 优化迭代停止准则与算法复杂度分析

在3.1节与3.2节中，我们通过反复应用EM算法的E步和M步实现样本分类与参数估计，整个循环一直持续到一个特定的循环停止标准。为此我们规定：当目标函数的相对变化小于一个合适的正数κ_1或迭代次数达到某一最大值时，即

$$\Delta L(m)=\begin{cases}\dfrac{\left|L(\boldsymbol{P};\boldsymbol{\Psi}^{(m)})-L(\boldsymbol{P};\boldsymbol{\Psi}^{(m-1)})\right|}{\left|L(\boldsymbol{P};\boldsymbol{\Psi}^{(m)})\right|}<\kappa_1\\ (\text{或}m=m_{\max1})\quad\text{(a)}\\ \dfrac{\left|L(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\xi}^{(m)})-L(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\xi}^{(m-1)})\right|}{\left|L(\boldsymbol{z};\boldsymbol{\xi}^{(m)})\right|}<\kappa_1\\ (\text{或}m=m_{\max2})\quad\text{(b)}\end{cases} \tag{36}$$

EM迭代停止[5)]。类似地，规定3.2节中的内循环迭代停止标准为

$$\begin{aligned}\Delta\Xi_m(h)=&\frac{\left|\hat{\alpha}^{(m)(h)}-\hat{\alpha}^{(m)(h-1)}\right|}{\left|\hat{\alpha}^{(m)(h)}\right|}\\&+\frac{\left|\hat{w}^{(m)(h)}-\hat{w}^{(m)(h-1)}\right|}{\left|\hat{w}^{(m)(h)}\right|}<\kappa_2\\&(\text{或}h=h_{\max})\end{aligned} \tag{37}$$

其中，κ_2为某一预设正数，$h_{\max}$为当满足$\Delta\Xi_m(h)<\kappa_2$时，内循环停止的最大循环次数。

EM算法作为一种迭代优化方法，其计算复杂度主要取决于迭代次数、每次迭代中的矩阵运算复杂度以及数据维度。本文所提框架在被动和主动探测模式下均使用了EM算法。对于被动探测模式下的抗NCP检测方法：E步需要计算每个样本的后验概率，复杂度为$O(TLN^2)$；M步包括参数更新和矩

[5)](a)、(b)子式分别适用于3.1节、3.2节，其中，$m_{\max1}$, $m_{\max2}$分别代表当满足$\Delta L(m)<\kappa_1$时，3.1节、3.2节中循环(或者是外循环)停止的最大迭代次数。

阵特征值分解。特征值分解的复杂度为$O(TN^3)$，参数更新涉及矩阵求逆和迹运算，复杂度为$O(N^2L)$；单次迭代复杂度为$O(TN^3+TLN^2+LN^2)$。迭代次数由式(36)中的收敛准则控制，仿真中平均迭代次数为5次，因此总复杂度为$O(5TN^3+5TLN^2+5LN^2)$。对于主动探测模式下的抗CJ目标检测方法：E步的复杂度为$O(N^2)$；M步包括干扰协方差矩阵估计(复杂度$O(XN^2)$)和内循环中的目标/干扰幅值估计(平均5次内循环复杂度$O(10N^2)$)，单次EM迭代复杂度约为$O(XN^2+11N^2)$。EM迭代次数平均为25次，假设角度搜索点数分别为b_{θ_1}和b_{θ_2}，则总复杂度为$O(25b_{\theta_1}b_{\theta_2}XN^2+275b_{\theta_1}b_{\theta_2}N^2)$。复杂度可控，利用DSP多核处理技术可以满足实时性要求。

4　仿真分析

为验证所提检测框架的有效性，采用蒙特卡罗方法开展性能分析。仿真实验所用计算机CPU型号为i7-12700H、主频为2.1 GHz、运行内存为16 GB。参考[4,34,41]中的参数设置，雷达水平均匀直线阵列阵元数$N=8$，阵元间距为半波长。其他主要参数为：噪声能量$\sigma^2=1$，虚警率$P_{\text{fa}}=10^{-3}$；循环停止参数$\kappa_1=10^{-4}$, $\kappa_2=10^{-3}$；EM迭代初始化参数：$\mu_r^{(0)}=1/L$, $\chi_e^{(0)}=1/4$。

4.1　被动NCP对抗场景

本节考虑场景内存在$T=3$个不同辐射能量或角度的NCP干扰器。由$\boldsymbol{v}(\theta_{\text{NCP},t})=[1,\mathrm{e}^{-\mathrm{j}w_{\theta_{\text{NCP},t}}},\cdots,\mathrm{e}^{-\mathrm{j}(N-1)w_{\theta_{\text{NCP},t}}}]^{\dagger}/\sqrt{N}\in\mathbb{C}^{N\times1}$表示归一化空域导向矢量，$\sigma^2_{\text{NCP},t}=10^{\frac{\text{JNR}}{10}}\sigma^2$表示第$t$个NCP能量。取干扰协方差矩阵$\boldsymbol{M}_{\text{NCP},t}$的EM迭代初始值$\hat{\boldsymbol{M}}^{(0)}_{\text{NCP},t}=\boldsymbol{P}\boldsymbol{P}^{\dagger}/\text{tr}(\boldsymbol{P}\boldsymbol{P}^{\dagger})$，环境噪声能量$\sigma^2$的初始值$\left(\sigma^2\right)^{(0)}=0.5$。为验证算法对不同能量大小与入射角度NCP的探测识别能力，设置了两种实验场景。

如表1所示，两种场景均包含3类不同入射方向或能量的NCP，样本单元总数为100。NCP1存在于第2类单元样本(5～8, 60～63)内，第3类单元样本(20～24, 75～79)包含了NCP2的信号分量，NCP3存在于第4类单元样本(35～40, 90～95)内，其余样本单元内不包含NCP，属于第1类。场景1中，3类NCP的干噪比(Jammer and Noise Ratio, JNR)均为15 dB，入射角度分别为$-2°$, $0°$和$2°$；场景2中，3类NCP均从$0°$入射到雷达阵列，信号能量分别为15.0 dB, 17.5 dB和20.0 dB。

在分析评估检测方法的分类和检测性能之前，首先利用式(36)分析两种场景下所提算法1的收敛性能。特别地，图3绘制了1000次独立实验中两种场景下的EM迭代收敛曲线。结果表明，取$m_{\max 1}=5$足以让算法在两种场景下均达到$\Delta L(m)<10^{-4}$的收敛条件。

图4展示了算法对场景1下的NCP样本单元分类情况。图4(a)是1次蒙特卡罗实验的样本分类结果，从图中内容可以看出，分类结果与真实结果接近一致，能够正确识别出基于不同入射角的NCP脉冲。图4(b)是1000次蒙特卡罗实验中各样本单元的平均正确分类率。可以看到，NCP所在样本单元分类正确率在96%以上，而对于不存在NCP的样本单元分类正确概率约为100%。

图5(a)展示了1次实验中算法对场景2下样本单元的分类情况，图5(b)给出了1000次蒙特卡罗实验中各样本单元的平均正确分类概率。NCP所在样本单元分类正确率在98%以上，不存在NCP的样本单元分类正确概率约为100%。与图4相比可以发现，算法对不同能量NCP的分类正确率要高于不同入射角度的NCP。二者共同验证了所提算法对两种场景下样本单元分类的优良性能。

为进一步验证所提方法的检测性能，图6对场景1中NCP检测性能做出评估。由于所提检测器检

表 1　NCP参数设置

Tab. 1　Parameter settings of NCP

场景	类别	信号成分	JNR	入射角度	所在样本单元
场景1	1	无	\	\	1～4, 9～19, 25～34, 41～59, 64～74, 80～89, 96～100
	2	NCP1	15.0 dB	$-2°$	5～8, 60～63
	3	NCP2	15.0 dB	$0°$	20～24, 75～79
	4	NCP3	15.0 dB	$2°$	35～40, 90～95
场景2	1	无	\	\	1～4, 9～19, 25～34, 41～59, 64～74, 80～89, 96～100
	2	NCP1	15.0 dB	$0°$	5～8, 60～63
	3	NCP2	17.5 dB	$0°$	20～24, 75～79
	4	NCP3	20.0 dB	$0°$	35～40, 90～95

验统计量涉及的待估参数间存在循环嵌套，难以推导得到虚警概率的解析表达式。对于该问题，现有公开文献[49,50]中，通过仿真分析虚警率随干扰强度变化曲线验证算法的CFAR特性。基于此，图6(a)研究了噪声能量σ^2对检测器虚警概率P_{fa}的影响，以$\sigma^2=1$时满足$P_{\text{fa}}=10^{-3}$的门限值作为实验的检测阈值，实验次数为$100/P_{\text{fa}}$次。结果表明，不同σ^2取值下检测器的虚警概率始终保持在$P_{\text{fa}}=10^{-3}$左右。图6(b)给出了不同通道数[6)]下检测概率随JNR变化曲线。为体现所提方法的优越性，图像中添加了M-DT-AMF检测器作为对比方法。该方法由文献[33]提出，具有良好的噪声干扰检测性能。6条曲线的样本单元数均为100，实验次数为1000次，通道数分别为2, 4, 6。可以看出，相同JNR、通道数条件下，所提方法的检测概率高于M-DT-AMF，这说明其检测性能明显优于M-DT-AMF方法。当JNR大于16 dB时，所提方法的3条曲线均能达到约100%的检测概率，具有良好的稳健性。以上实验证明方法的虚警概率不受噪声强度的影响，在通道数较小时仍具有令人满意的检测性能，验证了所提方法的CFAR特性与稳健性。

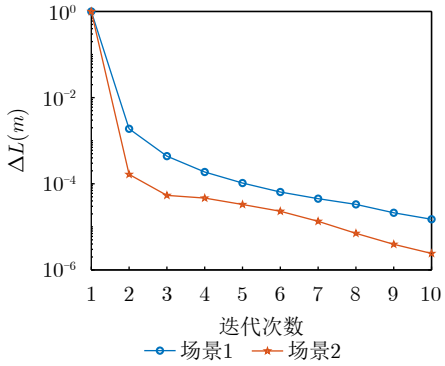
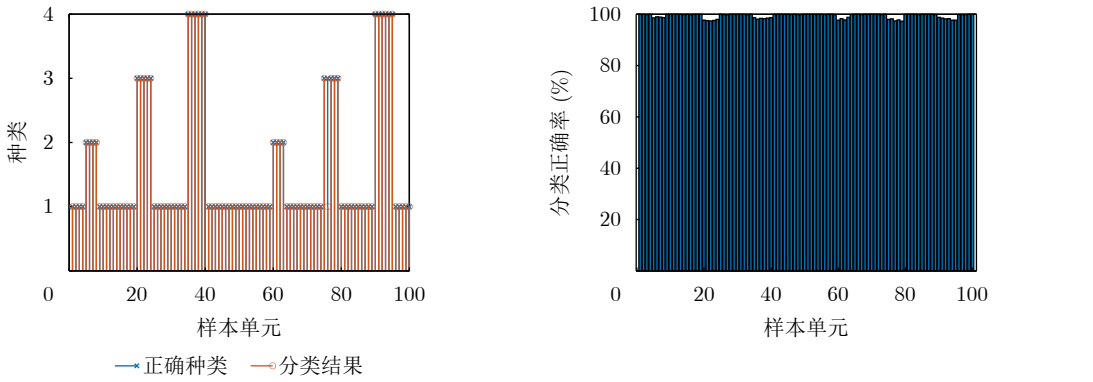


图 3 $\Delta L(m)$随EM迭代次数(m)的平均收敛曲线

Fig. 3 Average convergence curve of $\Delta L(m)$ over (m) EM iterations

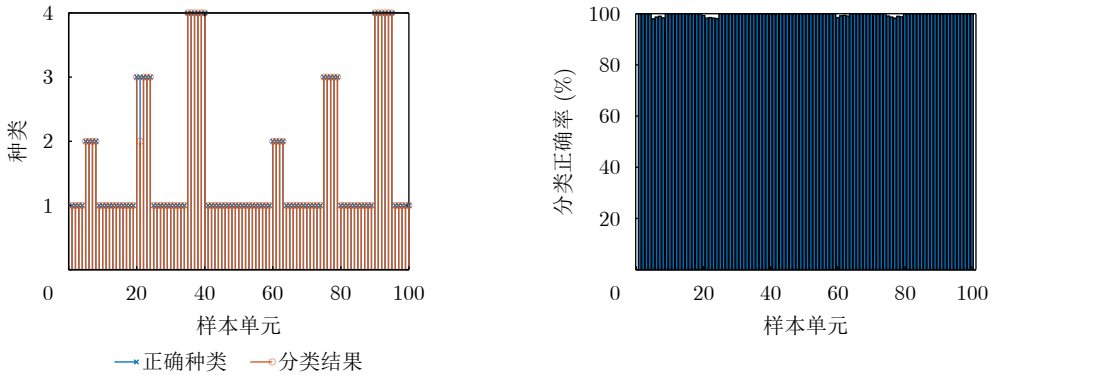


(a) 单次实验样本分类结果
(a) Classification result for one experiment

(b) 1000次实验样本正确分类概率
(b) Probability of correct classification for 1000 experiments

图 4 场景1的NCP分类结果

Fig. 4 NCP classification results for scenario 1



(a) 单次实验样本分类结果
(a) Classification result for one experiment

(b) 1000次实验样本正确分类概率
(b) Probability of correct classification for 1000 experiments

图 5 场景2的NCP分类结果

Fig. 5 NCP classification results for scenario 2

[6)] “通道数”指参与空时自适应检测的通道数量(即降维后的处理维度)，与物理阵元数N $(N\geq 2)$独立，用于评估方法在不同复杂度下的性能。

4.2 主动CJ对抗场景

本节利用蒙特卡罗实验，验证所提方法在主动探测模式下对CJ、目标的参数估计准确性与检测有效性。假设雷达探测扇面为$\Theta=[-30°,30°]$，角度间隔为2°，目标回波散布于雷达探测扇区的$[-10°,10°]$范围内，CJ则可能位于$[-30°,-10°]\cup[10°,30°]$范围内，二者的存在性与入射角度均未知且相互独立。目标回波信号干扰噪声比(Signal to Interference and Noise Ratio, SINR)定义为$\mathrm{SINR}=|\alpha|^2\boldsymbol{v}^{\dagger}(\theta_t)\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{v}(\theta_t)$。干扰协方差矩阵$\boldsymbol{M}=\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}_c$，其中$\sigma^2\boldsymbol{I}$为环境噪声分量，杂波协方差矩阵$\boldsymbol{M}_c=\sigma_c^2\boldsymbol{C}$，$\sigma_c^2=10^{\frac{\mathrm{CNR}}{10}}\sigma^2$为杂波能量，$\boldsymbol{C}$为托普利茨矩阵，CNR=10 dB。$\alpha$, w的初始值分别设置为

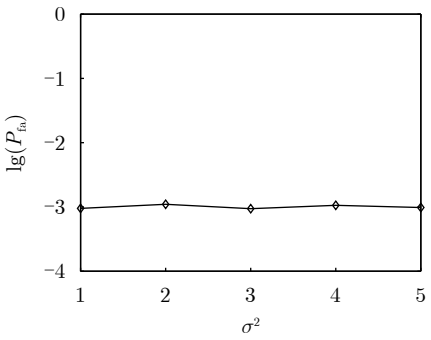
$$\alpha^{(0)}=\begin{cases}0, & \mathrm{H}_0,\mathrm{H}_{1,1}\\ \dfrac{v(\theta_T)(M^{(0)})^{-1}\boldsymbol{z}}{v(\theta_T)(M^{(0)})^{-1}v(\theta_T)^{\dagger}}, & \mathrm{H}_{1,2},\mathrm{H}_{1,3}\end{cases}\tag{38}$$

$$w^{(0)}=\begin{cases}0, & \mathrm{H}_0,\mathrm{H}_{1,2}\\ \dfrac{v(\theta_{\mathrm{cj}})(M^{(0)})^{-1}\boldsymbol{z}}{v(\theta_{\mathrm{cj}})(M^{(0)})^{-1}v(\theta_{\mathrm{cj}})^{\dagger}}, & \mathrm{H}_{1,1},\mathrm{H}_{1,3}\end{cases}\tag{39}$$

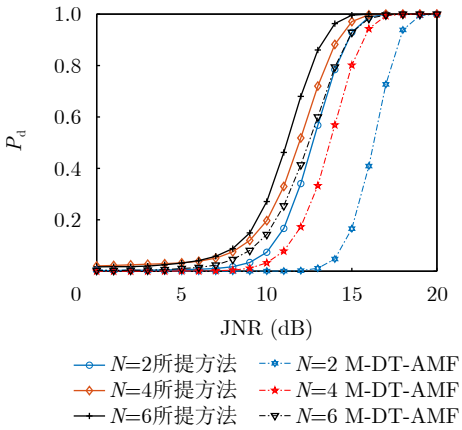
为验证算法对目标与CJ的探测识别能力，考虑4种假设成立的场景，对应场景内均只有1个待检测样本单元。如表2所示[7)]，第1类待检测样本内不存在目标与CJ信号，对应H_0假设；将$\mathrm{H}_{1,1}$假设下的样本单元设定为第2类，待检测样本内设置了入射角度为20°, JNR=10 dB的CJ信号；$\mathrm{H}_{1,2}$假设下的样本单元为第3类，设置了入射角度为0°、SINR=10 dB的目标回波；$\mathrm{H}_{1,3}$假设中样本单元内同时包含了目标与CJ信号，二者的参数设定分别与$\mathrm{H}_{1,1}$, $\mathrm{H}_{1,2}$的设定相同，为第4类。

首先讨论$m_{\max}$与$h_{\max}$的取值问题。为此，利用1000 次蒙特卡罗实验来验证算法在4种假设检验下的收敛情况。图7所示为内循环最大次数$h_{\max}$分别取值为3, 5, 7时对数似然函数$\Delta L(m)$随迭代次数(m)变化的平均收敛曲线。当(m)分别达到26, 25, 24次时，满足4种假设检验条件下的$\Delta L(m)<10^{-4}$的循环终止要求。出于对算法收敛性与计算量的平衡，在接下来的仿真实验里，我们选取$m_{\max 2}=25$, $h_{\max}=5$。

为考察算法的样本类别判定能力，图8(a)–图8(d)展示了在SINR/JNR=20 dB条件下1000次蒙特卡罗的分类正确率直方图分布。具体而言，每个



(a) 虚警率P_{fa}随σ^2变化曲线
(a) P_{fa} against σ^2



(b) 不同通道数下检测概率随JNR变化曲线
(b) Probability of detection against JNR in different channels

图 6 NCP检测性能曲线

Fig. 6 NCP detection performance

表 2 CJ与目标参数设置

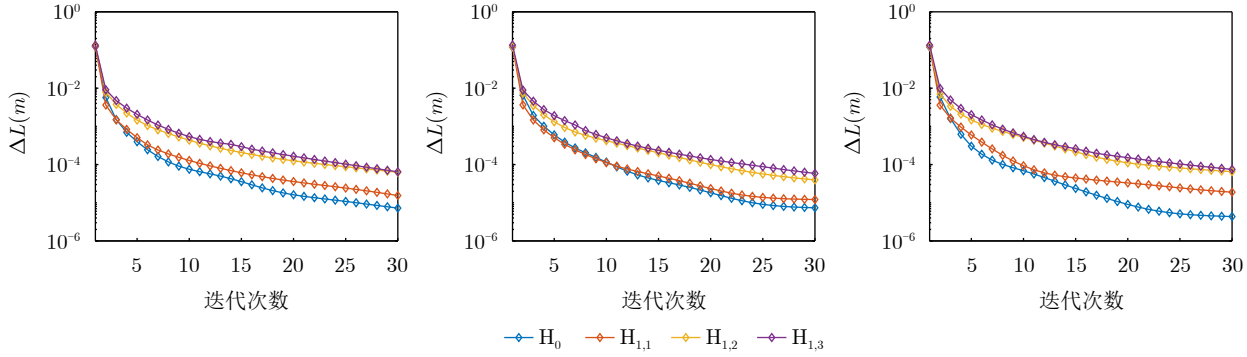
Tab. 2 Parameter settings of CJ and targets

场景	类别	目标数量	SINR	入射角度	CJ数量	JNR	入射角度
H_0	1	0	\	\	0	\	\
$\mathrm{H}_{1,1}$	2	0	\	\	1	10 dB	20°
$\mathrm{H}_{1,2}$	3	1	10 dB	0°	0	\	\
$\mathrm{H}_{1,3}$	4	1	10 dB	0°	1	10 dB	20°

7)如无特别的参数设定，后文场景参数设置如表2所示。

子图呈现了当假设$\mathrm{H}_{1,k}(k=0,1,2,3)$[8)]成立时，判定为$\mathrm{H}_{1,i}(i=0,1,2,3)$的概率$P(\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_{1,k})$，并以百分比的形式进行表示。这些直方图表明，在当前参数设置下，正确分类概率接近100%，所提算法能够准确判定样本单元所处假设场景。为进一步考察信号/干扰功率对样本分类性能的影响，图8(e)展示了JNR=20 dB条件下1000次蒙特卡罗实验中各假设的单元样本分类正确概率随SINR变化曲线，图8(f)给出了SINR=20 dB时样本分类正确概率随JNR变化曲线。从图中可以看出，分类正确率受场景中目标/干扰信号能量大小的影响，当二者能量差距在17 dB以内时，正确率可以保持在80%以上，这说明所提方法对动态干扰依旧有效。

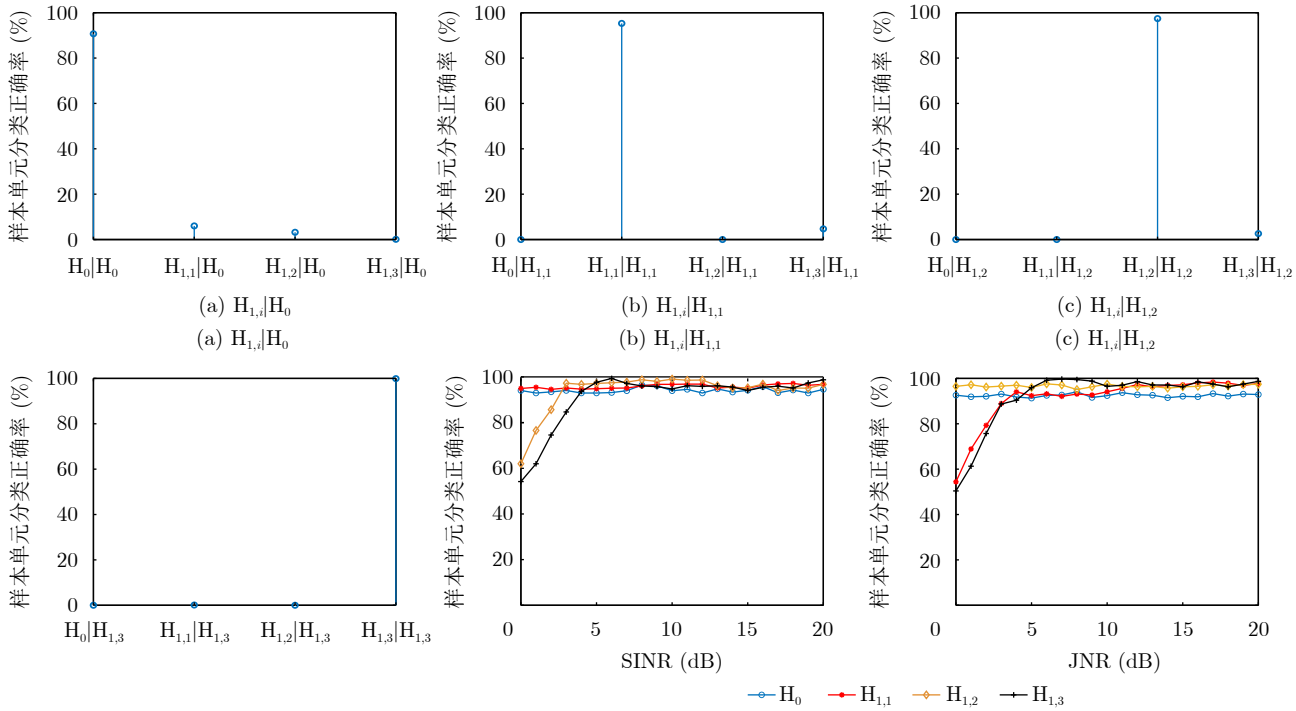
接下来，我们将通过1000次独立实验来考察方法的角度估计性能，图9给出了$\mathrm{H}_{1,1}$, $\mathrm{H}_{1,2}$与$\mathrm{H}_{1,3}$场景下目标、干扰角度估计值与实际值间的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)随SINR或JNR变化曲线。RMSE的求解表达式为



(a) $h_{\max}$=3 (b) $h_{\max}$=5 (c) $h_{\max}$=7

图 7 不同$h_{\max}$下$\Delta L(m)$随EM迭代次数(m)的平均收敛曲线

Fig. 7 Average convergence curves of $\Delta L(m)$ over (m) EM iterations under different $h_{\max}$



(a) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_0$ (b) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_{1,1}$ (c) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_{1,2}$

(a) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_0$ (b) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_{1,1}$ (c) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_{1,2}$

(d) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_{1,3}$ (e) 分类正确概率随SINR变化曲线 (f) 分类正确概率随JNR变化曲线

(d) $\mathrm{H}_{1,i}|\mathrm{H}_{1,3}$ (e) Probability of correct classification against SINR (f) Probability of correct classification against JNR

图 8 4种假设下的分类正确率

Fig. 8 Probability of correct classification under four assumptions

8)为方便表示，此处暂记H_0为$\mathrm{H}_{1,0}$。

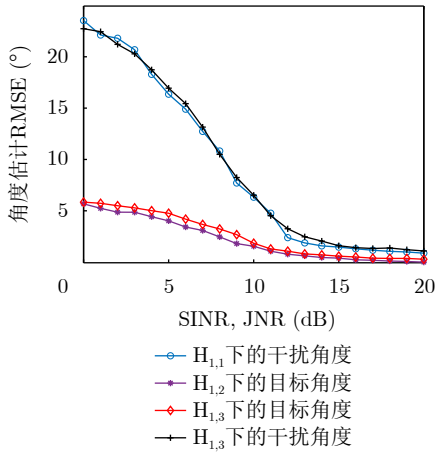


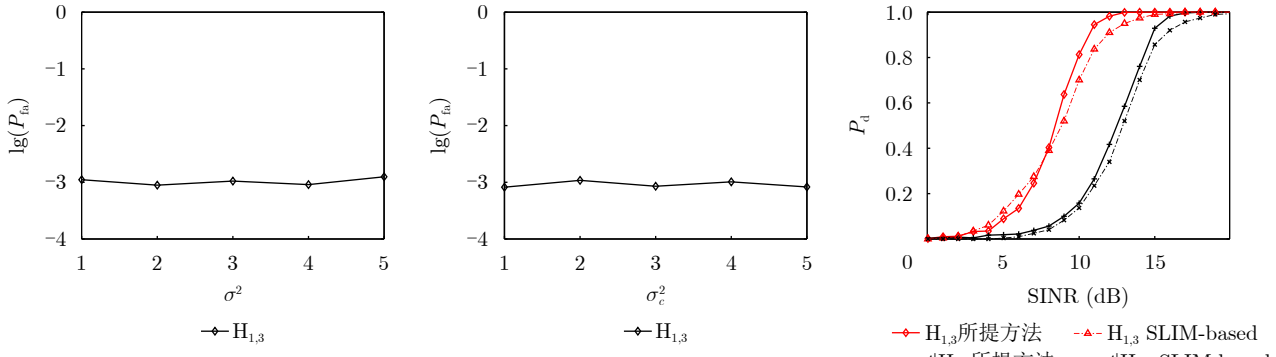
图 9 角度估计RMSE曲线

Fig. 9 RMSE curves of angle estimation

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\sum_{i=1}^{I}\frac{(\hat{y}_i-y_i)^2}{I}}$$

其中，y_i表示待估计参数，$\hat{y}_i$为y_i的估计值，参数总数为I。不难发现，角度估计RMSE随着SINR或JNR的提高而减小，且$\mathrm{H}_{1,2}$, $\mathrm{H}_{1,3}$下的目标角度估计RMSE要小于$\mathrm{H}_{1,1}$, $\mathrm{H}_{1,3}$场景下的干扰角度估计RMSE。当SINR, JNR≥15 dB 时，4条曲线的RMSE值均小于2°；当SINR, JNR=20 dB 时，最终误差小于1°。

为验证所提方法的抗CJ目标检测能力，图10对CJ干扰下的目标检测($\mathrm{H}_{1,3}$假设场景)性能做出评估。图10(a)，图10(b)分别给出了虚警概率P_{fa}随噪声能量σ^2、杂波能量σ_c^2的变化曲线，检测门限η_3使得$\sigma^2=1$, $\sigma_c^2=1$时虚警率$P_{\mathrm{fa}}=10^{-3}$，实验次数为$100/P_{\mathrm{fa}}$次。从图中可以看出，在不同干扰能量取值下，检测器的虚警概率始终保持在$P_{\mathrm{fa}}=10^{-3}$左右，主动探测模式下的抗CJ目标检测方法具有CFAR特性。图10(c)展示了1000次蒙特卡罗实验中$\mathrm{H}_{1,3}$场景下CJ与目标的检测概率曲线与$\mathrm{H}_{1,3}$场景下目标的检测概率曲线($t|\mathrm{H}_{1,3}$)。增加SLIM-based检测器作为对比方法。该方法由文献[41]提出，用于实现CJ干扰下的目标检测。仿真结果显示，在相同SINR条件下，所提方法的检测概率基本高于SLIM-based检测器，验证了所提方法的优越性。$\mathrm{H}_{1,3}$场景下的CJ与目标检测概率要高于$t|\mathrm{H}_{1,3}$场景下的目标检测概率。这主要是由于CJ的存在：一方面会提升方法对目标与干扰的检测概率，导致检测器出现针对目标的虚警；另一方面则会掩盖真实目标，从而降低其被单独检测到的概率。当SINR, JNR≥17 dB 时，所提方法两条曲线的检测概率均趋近于100%。



(a) 虚警率P_{fa}随σ^2变化曲线
(a) P_{fa} against σ^2

(b) 虚警率P_{fa}随σ_c^2变化曲线
(b) P_{fa} against σ_c^2

(c) 检测概率随SINR变化曲线
(c) Probability of detection against SINR

图 10 目标检测性能曲线

Fig. 10 Detection performance of target

5　结语

为进一步提高复杂干扰场景下的信号参数估计精度与目标检测能力，本文提出了一种基于EM分类辅助的抗干扰检测框架。在被动探测模式下，通过融合EM算法与矩阵特征值分解，完成NCP参数估计与样本分类，实现NCP自适应检测；在主动探测模式下，利用辅助样本估计背景协方差矩阵，结合网格搜索与带有内循环的EM算法实现基于目标/干扰存在性的样本分类与参数估计，并根据最终的参数估计结果设计基于LRT的自适应检测器，实现具有高鲁棒性的目标CFAR检测。仿真实验表明，本框架可实现干扰/目标样本的精准分类，在复杂干扰环境中具有显著性能优势。未来研究将扩展至非均匀杂波背景的目标检测。

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] WANG Tianqi, YIN Chaoran, XU Da, *et al*. Analysis of MIMO radar detection algorithms with location capabilities: CFAR property and selectivity[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(2): 5426–5435. doi: 10.1109/TAES.2024.3488688.

[2] JIN Yuxi, YIN Chaoran, WANG Tianqi, *et al*. An adaptive target detection architecture for mismatched signals[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2025, 32: 1860–1864. doi: 10.1109/LSP.2025.3560534.

[3] YIN Chaoran, WANG Tianqi, YAN Linjie, *et al*. Joint ML-Bayesian approach to adaptive radar detection in the presence of Gaussian interference[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(2): 3701–3713. doi: 10.1109/TAES.2024.3493063.

[4] SUN Jiarui, HAO Chengpeng, YAN Linjie, *et al*. Multiple target detection in radar systems: A hybrid approach combining EM clustering and sparsity-based reconstruction[C]. 2024 IEEE International Workshop on Technologies for Defense and Security (TechDefense), Naples, Italy, 2024: 441–445. doi: 10.1109/TechDefense63521.2024.10863468.

[5] 金禹希, 吴敏, 郝程鹏, 等. 基于模型阶数选择准则的稳健杂波边缘检测方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(7): 2703–2711. doi: 10.11999/JEIT230999.

JIN Yuxi, WU Min, HAO Chengpeng, *et al*. A robust clutter edge detection method based on model order selection criterion[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(7): 2703–2711. doi: 10.11999/JEIT230999.

[6] 张庭赫, 黄学宇, 张启亮. 主瓣掩护式干扰下单脉冲雷达目标检测方法[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(6): 65–69. doi: 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.06.009.

ZHANG Tinghe, HUANG Xueyu, and ZHANG Qiliang. A target detection method for monopulse radar under condition of main lobe cover interference[J]. *Journal of Air Force Engineering University*, 2023, 24(6): 65–69. doi: 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.06.009.

[7] 张顺生, 刘美慧, 王文钦. 基于多普勒扩展补偿的FDA-MIMO雷达运动目标检测[J]. 雷达学报, 2022, 11(4): 666–675. doi: 10.12000/JR22042.

ZHANG Shunsheng, LIU Meihui, and WANG Wenqin. FDA-MIMO radar moving target detection based on Doppler spread compensation[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(4): 666–675. doi: 10.12000/JR22042.

[8] 王永良, 彭应宁. 空时自适应信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

WANG Yongliang and PENG Yingning. Space-Time Adaptive Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.

[9] SUN Mengru, LIU Weijian, LIU Jun, *et al*. Multiple subspace-based target detection in deterministic interference[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2024, 31: 3134–3138. doi: 10.1109/LSP.2024.3491012.

[10] WANG Tianqi, YIN Chaoran, XU Da, *et al*. Joint detection and delay-Doppler estimation algorithms for MIMO radars[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2024, 72: 809–823. doi: 10.1109/TSP.2024.3355753.

[11] 王永良, 刘维建, 谢文冲, 等. 机载雷达空时自适应检测方法研究进展[J]. 雷达学报, 2014, 3(2): 201–207. doi: 10.3724/SP.J.1300.2014.13081.

WANG Yongliang, LIU Weijian, XIE Wenchong, *et al*. Research progress of space-time adaptive detection for airborne radar[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(2): 201–207. doi: 10.3724/SP.J.1300.2014.13081.

[12] 陈世进, 闫晟, 郝程鹏, 等. 一种适用于多输入多输出声呐的稳健空时自适应检测方法[J]. 声学学报, 2022, 47(6): 777–788. doi: 10.15949/j.cnki.0371-0025.2022.06.013.

CHEN Shijin, YAN Sheng, HAO Chengpeng, *et al*. A robust space-time adaptive detection method for multiple-input multiple-output sonar[J]. *Acta Acustica*, 2022, 47(6): 777–788. doi: 10.15949/j.cnki.0371-0025.2022.06.013.

[13] HAN Sudan, ZHANG Yuxuan, HAO Chengpeng, *et al*. Sparsity-based classification approaches for radar data in the presence of clutter edges and discretes[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(3): 2141–2162. doi: 10.1109/TAES.2022.3210072.

[14] 闫林杰, 郝程鹏, 殷超然, 等. 部分均匀环境下适用于空间对称线阵的修正广义似然比检测方法[J]. 雷达学报, 2021, 10(3): 443–452. doi: 10.12000/JR20140.

YAN Linjie, HAO Chengpeng, YIN Chaoran, *et al*. Modified generalized likelihood ratio test detection based on a symmetrically spaced linear array in partially homogeneous environments[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(3): 443–452. doi: 10.12000/JR20140.

[15] KELLY E J. An adaptive detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, AES–22(2): 115–127. doi: 10.1109/TAES.1986.310745.

[16] KELLY E J. Performance of an adaptive detection algorithm; rejection of unwanted signals[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1989, 25(2): 122–133. doi: 10.1109/7.18674.

[17] CHEN W S and REED I S. A new CFAR detection test for radar[J]. *Digital Signal Processing*, 1991, 1(4): 198–214. doi: 10.1016/1051-2004(91)90113-Y.

[18] ROBEY F C, FUHRMANN D R, KELLY E J, *et al*. A CFAR adaptive matched filter detector[J]. *IEEE*

Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(1): 208–216. doi: 10.1109/7.135446.

[19] DE MAIO A. Rao test for adaptive detection in Gaussian interference with unknown covariance matrix[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(7): 3577–3584. doi: 10.1109/TSP.2007.894238.

[20] DE MAIO A. A new derivation of the adaptive matched filter[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(10): 792–793. doi: 10.1109/LSP.2004.835464.

[21] STINCO P, GRECO M, and GINI F. Adaptive detection in compound-Gaussian clutter with inverse-gamma texture[C]. 2011 IEEE CIE International Conference on Radar, Chengdu, China, 2011: 434–437. doi: 10.1109/CIE-Radar.2011.6159570.

[22] WANG Zhihang, HE Zishu, HE Qin, *et al*. Polarimetric target detection in compound Gaussian Sea clutter with inverse Gaussian texture[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4021205. doi: 10.1109/LGRS.2021.3140057.

[23] WANG Zhihang, HE Zishu, HE Qin, *et al*. Adaptive CFAR detectors for mismatched signal in compound Gaussian sea clutter with inverse Gaussian texture[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 3502705. doi: 10.1109/LGRS.2020.3047390.

[24] WU Haoqi, GUO Hongzhi, WANG Zhihang, *et al*. Adaptive nonzero-mean detection algorithm in compound gaussian sea clutter with generalized inverse gaussian texture[C]. IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Athens, Greece, 2024: 9853–9857. doi: 10.1109/IGARSS53475.2024.10640542.

[25] XU Shuwen, WANG Zhexiang, BAI Xiaohui, *et al*. Optimum and near-optimum coherent CFAR detection of radar targets in compound-Gaussian clutter with generalized inverse Gaussian texture[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(3): 1692–1706. doi: 10.1109/TAES.2021.3120045.

[26] LEE W K I and ROMERO R A. Detection performance of enhanced electronic protection mitigation in space-time adaptive processing against adaptive shaped interference[C]. 2024 IEEE Radar Conference (RadarConf24), Denver, USA, 2024: 1–6. doi: 10.1109/RadarConf2458775.2024.10548950.

[27] 崔国龙, 余显祥, 魏文强, 等. 认知智能雷达抗干扰技术综述与展望[J]. 雷达学报, 2022, 11(6): 974–1002. doi: 10.12000/JR22191.

CUI Guolong, YU Xianxiang, WEI Wenqiang, *et al*. An overview of antijamming methods and future works on cognitive intelligent radar[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(6): 974–1002. doi: 10.12000/JR22191.

[28] BENVENUTI D, ADDABBO P, GIUNTA G, *et al*. ECCM strategies for radar systems against smart noise-like jammers[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2024, 72: 3912–3926. doi: 10.1109/TSP.2024.3445530.

[29] CAROTENUTO V and DE MAIO A. A clustering approach for jamming environment classification[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(3): 1903–1918. doi: 10.1109/TAES.2021.3050655.

[30] GHOJAVAND K, DERAKHTIAN M, and BIGUESH M. Rao-based detectors for adaptive target detection in the presence of signal-dependent interference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 1662–1672. doi: 10.1109/TSP.2020.2969047.

[31] 兰岚, 张翔, 许京伟, 等. 阵列雷达时空多维域编码抗主瓣转发式欺骗干扰方法[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(2): 439–455. doi: 10.12000/JR24229.

LAN Lan, ZHANG Xiang, XU Jingwei, *et al*. Main-lobe deceptive jammers with array radars using space-time multidimensional coding[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(2): 439–455. doi: 10.12000/JR24229.

[32] ORLANDO D. A novel noise jamming detection algorithm for radar applications[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(2): 206–210. doi: 10.1109/LSP.2016.2645793.

[33] JING Xinchen, SU Hongtao, JIA Congyue, *et al*. Adaptive target detection based on GLRT in the presence of clutter and noise-like jamming[C]. 2022 5th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP), Shenzhen, China, 2022: 224–228. doi: 10.1109/ICICSP55539.2022.10050641.

[34] YAN Linjie, ADDABBO P, ZHANG Yuxuan, *et al*. A sparse learning approach to the detection of multiple noise-like jammers[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(6): 4367–4383. doi: 10.1109/TAES.2020.2988960.

[35] CAROTENUTO V, HAO Chengpeng, ORLANDO D, *et al*. Detection of multiple noise-like jammers for radar applications[C]. 2018 5th IEEE International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace), Rome, Italy, 2018: 328–333. doi: 10.1109/MetroAeroSpace.2018.8453566.

[36] YAN Linjie, ADDABBO P, HAO Chengpeng, *et al*. A sparse learning approach to multiple noise-like jammers detection[C]. 2019 Photonics & Electromagnetics Research Symposium - Fall (PIERS - Fall), Xiamen, China, 2019: 155–161. doi: 10.1109/PIERS-Fall48861.2019.9021566.

[37] BANDIERA F, BESSON O, ORLANDO D, *et al*. GLRT-based direction detectors in homogeneous noise and subspace interference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(6): 2386–2394. doi: 10.1109/TSP.2007.893927.

[38] BANDIERA F, FARINA A, ORLANDO D, *et al*. Detection algorithms to discriminate between radar targets and ECM signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010,

58(12): 5984–5993. doi: 10.1109/TSP.2010.2077283.

[39] SUN Mengru, LIU Weijian, LIU Jun, *et al*. Rao and Wald tests for target detection in coherent interference[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(3): 1906–1921. doi: 10.1109/TAES.2021.3122833.

[40] YAN Sheng, LOTFI F, CHEN Shijin, *et al*. Innovative two-stage radar detection architectures in adverse scenarios using two training data sets[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2021, 28: 1165–1169. doi: 10.1109/LSP.2021.3084868.

[41] YAN Linjie, ADDABBO P, HAO Chengpeng, *et al*. New ECCM techniques against noiselike and/or coherent interferers[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(2): 1172–1188. doi: 10.1109/TAES.2019.2929968.

[42] ADDABBO P, HAN Sudan, ORLANDO D, *et al*. Learning strategies for radar clutter classification[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 1070–1082. doi: 10.1109/TSP.2021.3050985.

[43] PRADEEPA R, PETER R J, THEAGARAJAN L N, *et al*. EM based GLRT detector for MIMO active sonar using bistatic reverberation model[C]. OCEANS 2023 - Limerick, Limerick, Ireland, 2023: 1–6. doi: 10.1109/OCEANSLimerick52467.2023.10244593.

[44] SCHNITER P and BYRNE E. Adaptive detection of structured signals in low-rank interference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(13): 3439–3454. doi: 10.1109/TSP.2019.2917810.

[45] COLUCCIA A, FASCISTA A, ORLANDO D, *et al*. Adaptive radar detection in heterogeneous clutter plus thermal noise via the expectation-maximization algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(1): 212–225. doi: 10.1109/TAES.2023.3322389.

[46] YAN Linjie, HAN Sudan, HAO Chengpeng, *et al*. Innovative cognitive approaches for joint radar clutter classification and multiple target detection in heterogeneous environments[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2023, 71: 1010–1022. doi: 10.1109/TSP.2023.3250084.

[47] ZHANG Xun, DENG Jiale, and SU Rui. The EM algorithm for a linear regression model with application to a diabetes data[C]. 2016 International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC), Shanghai, China, 2016: 114–118. doi: 10.1109/PIC.2016.7949477.

[48] STOICA P and SELEN Y. Model-order selection: A review of information criterion rules[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2004, 21(4): 36–47. doi: 10.1109/MSP.2004.1311138.

[49] 徐震宇, 刘维建, 陈小龙, 等. 加权广义逆高斯杂波下距离扩展目标的自适应检测[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(6): 1393–1410. doi: 10.12000/JR25072

XU Zhenyu, LIU Weijian, CHEN Xiaolong, *et al*. Adaptive detection of range-distributed targets in weighted generalized inverse Gaussian clutter[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(6): 1393–1410. doi: 10.12000/JR25072.

[50] YAN Linjie, HAO Chengpeng, ORLANDO D, *et al*. Parametric space-time detection and range estimation of point-like targets in partially homogeneous environment[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(2): 1228–1242. doi: 10.1109/TAES.2019.2928672.

作 者 简 介

孙嘉瑞，博士生，主要研究方向为抗干扰目标检测、阵列信号处理、目标分类与辨识。

郝程鹏，研究员，博士生导师，主要研究方向为阵列信号处理、水声信号处理基础理论与水下无人系统设计及研制。

孙梦茹，博士，工程师，主要研究方向为水声信号处理、目标探测与识别。

闫林杰，副研究员，主要研究方向为信号检测与估计、目标分类与识别、水声信号处理。

(责任编辑：于青)