

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于扩展目标的强杂波信息约减因子法研究

薛琛衍, 汪玲, 莫修辞

引用本文:

薛琛衍, 汪玲, 莫修辞. 基于扩展目标的强杂波信息约减因子法研究[J]. *控制与决策*, 2024, 39(12): 4200–4208.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1507>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于弱关联的自适应高维多目标进化算法

A weak association-based adaptive evolutionary algorithm for many-objective optimization

*控制与决策*. 2021, 36(8): 1804–1814 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1723>

#### 基于转换量测容积卡尔曼滤波器带多普勒量测的目标跟踪算法

Converted measurement cubature Kalman filter for Doppler-assisted target tracking

*控制与决策*. 2021, 36(6): 1425–1434 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1070>

#### 基于向量角分解的高维多目标进化算法

Many-objective evolutionary algorithm based on vector angle decomposition

*控制与决策*. 2021, 36(3): 761–768 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0925>

#### 机器人信息增益RRT环境探索算法

Robot RRT based on information gain for environment exploration

*控制与决策*. 2021, 36(11): 2683–2689 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1007>

#### 基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法

A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2923–2930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0429>

# 基于扩展目标的强杂波信息约减因子法研究

薛琛衍<sup>1,2</sup>, 汪玲<sup>1†</sup>, 莫修辞<sup>2</sup>

(1. 南京航空航天大学 雷达成像与微波光子技术教育部重点实验室, 南京 211106;

2. 中国航空工业集团公司 雷华电子技术研究所, 江苏 无锡 214082)

**摘要:** 数智化时代下, 日益复杂的电磁对抗态势不断促使着探测环境中杂波密度的上升, 雷达分辨率的增强也将目标量测的类型从点目标转变为扩展目标, 二者在用于描述杂波的信息约减因子 (IRF) 法中均已成为重要的影响因素. 针对这一现象, 提出一种基于扩展目标的强杂波 IRF 法, 并与传统的 IRF 法进行对比. 实验结果表明: 点目标量测类型下的强杂波信息约减因子 (SCIRF) 因量级过小而致使其包含的信息过少、性能欠佳; 扩展目标量测类型下的 SCIRF 则拥有与点目标量测类型下理想或弱杂波环境 IRF 之相同的量级, 具备同样的性能. 最后, 结合全局 IRF 等指标, 从理论上分析了扩展目标量测类型能够改善点目标量测类型下 SCIRF 性能不佳的根本原因, 并给予了其合理解释.

**关键词:** 强杂波; 点目标; 扩展目标; 信息约减因子

中图分类号: TP274

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1507

**引用格式:** 薛琛衍, 汪玲, 莫修辞. 基于扩展目标的强杂波信息约减因子法研究[J]. 控制与决策, 2024, 39(12): 4200-4208.

## Research on information reduction factor method for strong clutter based on extended targets

XUE Chen-yan<sup>1,2</sup>, WANG Ling<sup>1†</sup>, MO Xiu-ci<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Radar Imaging and Microwave Photonics of Ministry of Education, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. Leihua Electronic Technology Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Wuxi 214082, China)

**Abstract:** In the current era of digital intelligence, the proliferation of sophisticated electromagnetic countermeasures has led to a rise in clutter density inside detection environments. The advancement in radar resolution has led to a shift in target measurement type, transitioning from point targets to extended targets. Both characteristics have emerged as significant contributors to the information reduction factor (IRF) utilised for characterising clutter. In order to address the challenge of detecting extended targets in a strong clutter environment, this study proposes an optimised IRF method and compares its performance with that of the classic IRF method. The experimental results show that the strong clutter information reduction factor (SCIRF) exhibits limited information and subpar performance in the context of point target measurement, which can be attributed to its relatively small magnitude. On the other hand, the SCIRF associated with extended target measurement demonstrates comparable magnitude and performance to the ideal or weak clutter environment's IRF under the point target measurement type. Finally, the present study undertakes a theoretical analysis of the underlying rationale for the enhanced performance of the SCIRF in the context of the point target measurement type by using the local IRF and other indicators, and a plausible explanation for this phenomenon is provided.

**Keywords:** strong clutter; point target; extended target; information reduction factor

## 0 引言

伴随数字技术与人工智能的高速发展, 现代战争正在加速从信息化向数智化时代迈进, 各类装备也由此拥有了多项与数字及人工智能相关的前沿技术,

这些技术也同时在不断更新, 并日臻完善<sup>[1]</sup>. 具有数智技术的各类装备所辐射的电磁波密度高、强度大、频谱多, 甚至难以预测, 其会导致杂波的密度大幅上升<sup>[2]</sup>. 这不仅极大增加了抢夺信息作战的“制高点”

收稿日期: 2023-10-28; 录用日期: 2024-03-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61871217); 航空科学基金项目 (20182052011); 上海航天科技创新基金项目 (SAST2021-026); 南京航空航天大学科学前瞻布局科研专项项目 (ILA220581A22).

†通讯作者. E-mail: tulip\_wling@nuaa.edu.cn.

(如在强杂波环境中探测敌方目标的难度),并且也对用于描述杂波的信息约减因子(information reduction factor, IRF)法提出了新的挑战。

IRF概念最早出现在Bar-Shalom等<sup>[3]</sup>的著作中。Bar-Shalom等在使用概率数据关联滤波(probabilistic data association filter, PDAF)分析杂波环境下机动目标跟踪问题时,发现用于描述残差的新息协方差矩阵(innovation covariance matrix, ICM)形式较为复杂,导致后续分析难以开展。为有效解决这一问题,Bar-Shalom等基于一定的假设将ICM中的关键信息提取出来,进而便于计算,其中所提取出的关键信息即为IRF。Jauffret等<sup>[4]</sup>将IRF的概念推广到了在杂波环境中跟踪目标时用于描述预测误差的费雪信息矩阵(Fisher information matrix, FIM),整个分析过程也成为了一种方法,即IRF法。时至今日,IRF法凭借自身能够简化FIM过于繁杂的形式,并以此实现降低其计算复杂度及便于衡量滤波性能等一系列优势仍备受学者青睐,IRF法也由此成为当前描述杂波的强有力工具<sup>[5-9]</sup>。然而,IRF法中有关弱杂波环境与点目标量测类型的假定在面对当前无法阻挡的强杂波环境和扩展目标量测类型的发展趋势下已不再适用。

扩展目标与杂波并不是相互独立的概念,二者的发展实际是在同步交替中进行。扩展目标的概念雏形,即多个量测可能均来自相同目标,以及一个量测必定来自于扩展目标或杂波等假定,最初源于概率多假设跟踪算法(probabilistic multiple hypothesis tracker, PMHT)的构建过程,而该算法的实现并未涉及扩展目标的量测数量分布规律<sup>[9]</sup>。Gilholm等<sup>[10-11]</sup>在开发用于跟踪杂波环境中扩展对象的贝叶斯滤波器的过程中首次将扩展目标的概念系统化,并采用泊松过程对源自特定帧(时刻)内扩展目标的量测个数进行建模。与此同时,用于描述杂波的方法也与扩展目标的研究同步开发。Zhang等<sup>[12]</sup>根据先前有关克拉美罗界(Cramér-Rao Lower bound, CRLB)的最新成果,对线性/非线性动态系统的CRLB与IRF进行了更加详尽的讨论。随后,Hernandez等<sup>[13]</sup>根据CRLB在所估计参数向量受随机波动影响的条件下等价于后验CRLB(posterior CRLB, PCRLB)的关系,提出了以PCRLB为均方误差(mean square error, MSE)之最大下界的IRF法。直至2016年,连峰等<sup>[14]</sup>将前述有关扩展目标与描述杂波的IRF法两方面的最新成果有机结合,构建了杂波环境下扩展目标跟踪估计的PCRLB方法,以适应当时较为复杂的雷达探测环境。Xue等<sup>[15]</sup>考虑了当前杂波密度的加速上升趋势,

即在强杂波环境中进行多目标定位功率分配时,将IRF法扩展至强杂波情形并以此构建了扩展的鲁棒机会约束功率分配方案。然而,该方案并未从机理层面对强杂波环境下点目标与扩展目标的IRF作深入对比和根本分析。

通过梳理上述文献,可知点目标量测类型下的杂波IRF法已取得了较为丰硕的研究成果,而有关扩展目标量测类型下IRF法的研究却较为匮乏,目前尚处于起步阶段。因此,基于前述研究成果,本文对IRF法予以扩展目标量测类型与强杂波环境两方面的拓展,推导扩展目标的强杂波信息约减因子(strong clutter IRF, SCIRF),并从机理层面对扩展目标与点目标的SCIRF进行根本分析和深入探讨。

## 1 扩展IRF法的构建

所谓扩展IRF法,是指考虑雷达所处探测环境为强杂波情形,凭借雷达的高分辨率将IRF法中点目标量测类型转变为扩展目标,并基于扩展目标的独有特性对IRF法予以扩展,最终得到SCIRF,即扩展IRF法以扩展目标为起点,通过逐步影响后续各个指标来达到扩展之目的。本节视FIM为分界点,将扩展IRF法的构建分为FIM所需参数与化简FIM两大部分。

### 1.1 扩展目标量测类型下FIM所需参数的推导

根据引言,Gilholm等<sup>[10-11]</sup>采用泊松过程对源自特定帧(时刻)内扩展目标的量测个数进行了建模,即令 $m$ 表示来自扩展目标 $q$ 于时刻 $k$ 的量测数量(为便于后续推导及讨论,在不强调具体的目标编号与时刻时,符号 $q$ 和 $k$ 可省略,即 $m_{q,k}$ 可简写为 $m$ ,而当强调具体的目标编号或时刻时,符号 $m$ 亦可写为 $m_q$ 或 $m_k$ ,其余符号同理),其服从参数为 $\lambda_1$ 的泊松分布,概率质量函数(probability mass function, PMF)为

$$p(m) = \frac{(\lambda_1)^m e^{-\lambda_1}}{m!}, m = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

基于式(1),本节将结合IRF法的思路对扩展IRF法中FIM所需参数逐一进行推导。

#### 1.1.1 波门内过门限的量测个数分布

从目标内在属性的视角看,点目标仅能产生一个真实目标的量测,而作为点目标的适当延伸,扩展目标能够产生至少多于一个真实目标的量测,并且该内在属性与波门 $G$ 内是否存在来自扩展目标的过门限量测这一外在情形并无实质关联。鉴于此,需要将式(1)进行单边截断以满足实际情形,截断后的泊松分布具有如下PMF:

$$\tilde{p}_1(m) = \frac{(\lambda_1)^m e^{-\lambda_1}}{m!(1 - e^{-\lambda_1})}, m = 1, 2, \dots \quad (2)$$

在此基础上,令事件  $A, B, C$  分别表示波门  $G$  内无过门限量测、有过门限量测但不存在或存在来自扩展目标的量测3种情形,则根据全概率公式,可知各事件对应的概率为

$$\begin{aligned} P(A) &= (1 - \bar{P}_d)e^{-\lambda_2 V}, \\ P(B) &= (1 - \bar{P}_d) \frac{(\lambda_2 V)^n e^{-\lambda_2 V}}{n!}, \\ P(C) &= \bar{P}_d \sum_{m=1}^n \left[ \frac{(\lambda_1)^m e^{-\lambda_1}}{m!(1 - e^{-\lambda_1})} \frac{(\lambda_2 V)^{n-m} e^{-\lambda_2 V}}{(n-m)!} \right]. \end{aligned} \quad (3)$$

将式(3)中各概率相加,并对  $P(C)$  应用多项式展开的性质,可得波门  $G$  内过门限的量测个数  $n$  的PMF为

$$\begin{aligned} \check{p}_2(n) &= \\ & (1 - \bar{P}_d) \frac{(\lambda_2 V)^n e^{-\lambda_2 V}}{n!} + \\ & I(n) \bar{P}_d \cdot \frac{e^{-\lambda_1 - \lambda_2 V}}{n!(1 - e^{-\lambda_1})} [(\lambda_1 + \lambda_2 V)^n - (\lambda_2 V)^n]. \end{aligned} \quad (4)$$

其中:  $I(n)$  为示性函数,具有当  $n = 0$  时,其值为0,当  $n > 0$  时,其值为1的性质.

对式(4)中  $n$  的所有取值对应概率  $\check{p}_2(n)$  进行求和,有  $\sum_{n=0}^{+\infty} \check{p}_2(n) = 1$  成立,即扩展目标量测类型下波门内过门限的量测个数分布  $\check{p}_2(n)$  满足归一性,其确为一离散概率分布(先验分布).

### 1.1.2 量测来源于扩展目标的概率

若波门内存在过门限的量测,则  $n > 0$ ,且示性函数  $I(n) = 1$ . 此时,可记量测  $\mathbf{Z}$  为如下形式:

$$\begin{aligned} \mathbf{Z} &= \{\mathbf{Z}(i) : i = 1, 2, \dots, n\} = \\ & \{\check{\mathbf{Z}}(1), \dots, \check{\mathbf{Z}}(m), \check{\mathbf{Z}}(1), \dots, \check{\mathbf{Z}}(n-m)\}, \end{aligned} \quad (5)$$

其中  $\check{\mathbf{Z}}$  和  $\check{\mathbf{Z}}$  分别表示来自扩展目标和虚警的量测.

由于计算量测  $\mathbf{Z}$  来源于扩展目标的概率  $\check{\varepsilon}(n)$  是限定在波门内存在过门限量测,即  $n > 0$  的条件下进行,而  $n > 0$  时还包括量测均为虚警的情况,故根据条件概率公式可知  $\check{\varepsilon}(n)$  的表达式为

$$\check{\varepsilon}(n) = \frac{\bar{P}_d}{\check{p}_2(n)} \frac{e^{-\lambda_1 - \lambda_2 V}}{n!(1 - e^{-\lambda_1})} [(\lambda_1 + \lambda_2 V)^n - (\lambda_2 V)^n], \quad (6)$$

其中  $\check{p}_2(n)$  的形式由式(4)给出.

### 1.1.3 量测的条件概率密度函数

由于  $m$  具有多种取值,故在计算扩展目标量测类型下  $\mathbf{Z}$  的条件概率密度函数(probability density function, PDF)时会比点目标情形多出一些组合数,将其记为

$$\Psi \doteq \mathcal{C}_n^m = \frac{n!}{m!(n-m)!}. \quad (7)$$

作为连续型随机变量,在给定  $k$  时刻目标  $q$  的状态向量  $\boldsymbol{\zeta}$  与其观测函数  $\mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta})$ ,以及  $n$  和  $m$  的前提下,量测  $\mathbf{Z}$  的条件累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)拥有如下形式:

$$\begin{aligned} F(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, n, m) &= \\ & [1 - \check{\varepsilon}(n)]F(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, \mathbf{Z} \text{均来自杂波}) + \\ & \check{\varepsilon}(n) \sum_{l=1}^{\Psi} F(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, \mathbf{Z} \text{不全来自杂波}), \end{aligned} \quad (8)$$

其中  $\mathbf{z}$  为量测  $\mathbf{Z}$  的取值.

根据条件 CDF 与条件 PDF 之间的关系,可知量测  $\mathbf{Z}$  的条件 PDF 为

$$\check{f}(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, n, m) = \check{F}'(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, n, m). \quad (9)$$

在此基础上,通过来自扩展目标的量测服从多元( $n_x$ )正态分布,即  $\check{\mathbf{Z}}(i) \sim N(\mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta}), \mathbf{R})$  的先验知识,以及条件分布的归一化性质,可得量测  $\mathbf{Z}$  的条件 PDF 最终形式如下

$$\begin{aligned} \check{f}(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, n, m) &= \\ & \frac{1 - \check{\varepsilon}(n)}{V^n} + \frac{\check{\varepsilon}(n)}{\Psi V^{n-m}} \frac{1}{(\sqrt{|2\pi\mathbf{R}}|)^m} \cdot \\ & \sum_{l=1}^{\Psi} \exp \left\{ \sum_{i=1}^m \left\{ -\frac{1}{2} [\check{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i) - \mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta})]^T \cdot \right. \right. \\ & \left. \left. \mathbf{R}^{-1} [\check{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i) - \mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta})] \right\} \right\}. \end{aligned} \quad (10)$$

其中:  $\check{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i)$  表示在组合数为  $\Psi$  的条件下,第  $l$  种组合所对应第  $i$  个真实量测的取值.

## 1.2 FIM的构造与SCIRF的获取

### 1.2.1 FIM的构造

根据扩展目标多种取值的性质,可将IRF法中FIM的形式改写为

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\boldsymbol{\zeta}) &= \\ & E_{\boldsymbol{\zeta}, \mathbf{Z}, n} \left[ \underbrace{\left( \frac{\partial \ln \check{f}(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, n, m)}{\partial \boldsymbol{\zeta}} \right)}_{\Delta \ln \check{f}} \left( \frac{\partial \ln \check{f}(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, n, m)}{\partial \boldsymbol{\zeta}} \right)^T \right]. \end{aligned} \quad (11)$$

由函数求导、矩阵求导的链式法则,以及式(10)可知,  $\Delta \ln \check{f}$  具有如下表达式:

$$\Delta \ln \check{f} = \beta(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\zeta}) \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \sum_{l=1}^{\Psi} \varphi(\check{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i)). \quad (12)$$

其中

$$\beta(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\zeta}) = \frac{1}{\check{f}(\mathbf{z}|\boldsymbol{\zeta}, n, m)} \frac{1}{\Psi} \frac{\check{\varepsilon}(n)}{V^{n-m}} \frac{1}{(\sqrt{|2\pi\mathbf{R}}|)^m},$$

$$\begin{aligned} \varphi([\hat{\mathbf{z}}]_{\Psi}^{(l)}(i)) &= \left\{ \sum_{i=1}^m [\mathcal{R}_{\Psi}^{(l)}(i)] \right\} \exp \left\{ \sum_{i=1}^m \left\{ -\frac{1}{2} [\mathcal{R}_{\Psi}^{(l)}(i)]^T \mathbf{R}_{q,k}^{-1} [\mathcal{R}_{\Psi}^{(l)}(i)] \right\} \right\}, \\ \mathcal{R}_{\Psi}^{(l)}(i) &= \hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i) - \mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta}). \end{aligned} \tag{13}$$

将式(12)和(13)代入(11),可算得在已知 $n$ 和 $m$ 的条件下,相应的FIM为

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\zeta}) = \mathbb{E}_{\boldsymbol{\zeta}} [\mathbf{H}^T \ddot{\boldsymbol{\lambda}}(n, m) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H} | n, m]. \tag{14}$$

其中

$$\ddot{\boldsymbol{\lambda}}(n, m) = \mathbb{E}_{\mathbf{Z}} \left[ [\beta(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\zeta})]^2 \mathbf{R}^{-1} \sum_{l_1=1}^{\Psi} \sum_{l_2=1}^{\Psi} [\varphi(\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l_1)}(i)) \varphi(\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l_2)}(j))^T] | \boldsymbol{\zeta} \right], \quad l_h = 1, 2, \dots, \Psi, \quad h = 1, 2. \tag{15}$$

至此,以 $n$ 与 $m$ 为条件的FIM已成功构造.

### 1.2.2 SCIRF的获取

将式(13)代入(15),并由求和与积分交换顺序的条件可进一步化简式(15)为如下形式:

$$\begin{aligned} \ddot{\boldsymbol{\lambda}}(n, m) &= \frac{[\tilde{\varepsilon}(n)]^2}{\Psi^2 V^{2n-2m}} \frac{1}{(\sqrt{|2\pi\mathbf{R}|})^m} \cdot \\ &\sum_{l_1=1}^{\Psi} \sum_{l_2=1}^{\Psi} \underbrace{\int_{\hat{\mathbf{z}}(1)} \cdots \int_{\hat{\mathbf{z}}(m)} \int_{\hat{\mathbf{z}}(1)} \cdots \int_{\hat{\mathbf{z}}(n-m)}}_{\substack{\text{来自目标量测的组合} \\ \text{虚警量测的组合}}} \frac{\mathbf{R}^{-1} [\varphi(\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l_1)}(i)) \varphi(\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l_2)}(j))^T]}{\ddot{f}(\mathbf{z} | \boldsymbol{\zeta}, n, m)} d\hat{\mathbf{z}}(1) \dots d\hat{\mathbf{z}}(m) d\hat{\mathbf{z}}(1) \dots d\hat{\mathbf{z}}(n-m). \end{aligned} \tag{16}$$

为进一步简化式(16),此处给出扩展目标量测类型下的相关假设.

**假设 1** 为了减小计算量,可将量测限制到如下确定的门限:

$$|\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i \rightarrow j) - \mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta} \rightarrow j)| < g\sigma_j, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n_x, \quad l = 1, 2, \dots, \Psi. \tag{17}$$

其中:  $\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i \rightarrow j)$  表示量测值  $\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i)$  的第  $j$  个成分,  $\mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta} \rightarrow j)$  表示  $\mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta})$  的第  $j$  个成分,  $\sigma_j$  表示量测向量的第  $j$  个成分的误差标准差.

**假设 2** 对于每一个量测值,其各维均相互正交,观测区域  $A$  可用一个超立方体表示,即

$$A = [-g\sigma_1, g\sigma_1] \times [-g\sigma_2, g\sigma_2] \times \dots \times [-g\sigma_{n_x}, g\sigma_{n_x}]. \tag{18}$$

该超立方体的体积则具有如下形式:

$$V = (2g)^{n_x} \prod_{i=1}^{n_x} \sigma_i = (2g)^{n_x} \sqrt{|R|}. \tag{19}$$

根据上述假设,并结合  $\ddot{\boldsymbol{\lambda}}(n, m)$  与  $\boldsymbol{\zeta}$  不相关,以及当  $i \neq j$  时,被积函数是奇对称而积分区域对称的性质,可令

$$\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i) = \mathbf{z}_{\Psi}^{(l)}(i) - \mathbf{h}(\boldsymbol{\zeta}). \tag{20}$$

则式(16)可改写为

$$\begin{aligned} \ddot{\boldsymbol{\lambda}}(n, m) &= \gamma(n, m) \frac{[\tilde{\varepsilon}(n)]^2}{\Psi^2 V^{2n-2m}} \frac{1}{(\sqrt{|2\pi\mathbf{R}|})^m} \cdot \\ &\underbrace{\int_{-g\sigma}^{g\sigma} \cdots \int_{-g\sigma}^{g\sigma}}_{m \times n_x} \underbrace{\int_{-g\sigma}^{g\sigma} \cdots \int_{-g\sigma}^{g\sigma}}_{(n-m) \times n_x} \frac{(\mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{z}}(1) \hat{\mathbf{z}}(1)^T \exp(-m \hat{\mathbf{z}}(1) \mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{z}}(1)^T)) d\hat{\mathbf{z}}(1) \dots d\hat{\mathbf{z}}(m) d\hat{\mathbf{z}}(1) \dots d\hat{\mathbf{z}}(n-m)}{\frac{1 - \tilde{\varepsilon}(n)}{V^n} + \frac{\tilde{\varepsilon}(n)}{\Psi V^{n-m}} \frac{1}{(\sqrt{|2\pi\mathbf{R}|})^m} \sum_{l=1}^{\Psi} \exp \left\{ \sum_{i=1}^m \left( -\frac{1}{2} [\hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i)]^T \mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{z}}_{\Psi}^{(l)}(i) \right) \right\}} \end{aligned} \tag{21}$$

其中:  $\gamma(n, m)$  为偶对称项系数,其具体表达式如下:

1) 当  $n$  为奇数时,有

$$\gamma(n, m) = \begin{cases} \sum_{r=0}^m [(m-r)\mathcal{E}_n^{m-r}\mathcal{E}_{n-m+r}^r\mathcal{E}_{n-m}^r], & m \leq (n-1)/2; \\ \sum_{r=0}^{\varrho_1} [(m-r)\mathcal{E}_n^{m-r}\mathcal{E}_{n-m+r}^r\mathcal{E}_{n-m}^r], & m = (n-1)/2 + l_1^*; \\ m, & m = n. \end{cases} \quad (22)$$

其中:  $\varrho_1 = (n+1)/2 - l_1^*, l_1^* = 1, 2, \dots, (n-1)/2$ .

2) 当  $n$  为偶数时, 有

$$\gamma(n, m) = \begin{cases} \sum_{r=0}^m [(m-r)\mathcal{E}_n^{m-r}\mathcal{E}_{n-m+r}^r\mathcal{E}_{n-m}^r], & m \leq n/2; \\ \sum_{r=0}^{\varrho_1} [(m-r)\mathcal{E}_n^{m-r}\mathcal{E}_{n-m+r}^r\mathcal{E}_{n-m}^r], & m = n/2 + l_1^*; \\ m, & m = n. \end{cases} \quad (23)$$

其中:  $\varrho_1 = n/2 - l_1^*, l_1^* = 1, 2, \dots, n/2 - 1$ .

进一步化简式(21), 将向量  $\hat{\mathbf{x}}_{\Psi}^{(l)}(i)$  表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_{\Psi}^{(l)}(i) = (\hat{\mathbf{x}}_{\Psi}^{(l)}(i \rightarrow 1), \hat{\mathbf{x}}_{\Psi}^{(l)}(i \rightarrow 2), \dots, \hat{\mathbf{x}}_{\Psi}^{(l)}(i \rightarrow n_x))^T. \quad (24)$$

将式(24)代入(21), 可得矩阵  $\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)$  中第  $a$  行第  $b$  列元素的具体表达式.

当  $a \neq b$  时,  $[\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{ab} = 0$ ; 当  $a = b$  时, 所有的  $[\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{aa}, a = 1, 2, \dots, n_x$  均相等且不为零, 即

$$[\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{11} = \dots = [\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{n_x n_x} \neq 0. \quad (25)$$

为进一步化简, 做如下归一化处理:

$$\hat{\mathbf{z}}(r \rightarrow i) = \frac{\hat{\mathbf{z}}(r \rightarrow i)}{\sigma_i}, \quad r = 1, 2, \dots, n, \quad i = 1, 2, \dots, n_x. \quad (26)$$

可得  $[\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{aa} (a = 1, 2, \dots, n_x)$  的最终形式为

$$[\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{aa} = \gamma(n, m) \frac{[\tilde{\varepsilon}(n)]^2}{\Psi^2 V^{2n-2m}} \frac{t|\mathbf{R}|^{0.5n-m}}{(2\pi)^{n_x m}} \cdot \frac{(\hat{\mathbf{z}}(1 \rightarrow a))^2 \exp\left(-m \sum_{i=1}^{n_x} (\hat{\mathbf{z}}(1 \rightarrow i))^2\right) d\hat{\mathbf{z}}(1) \dots d\hat{\mathbf{z}}(m) d\hat{\mathbf{z}}(1) \dots d\hat{\mathbf{z}}(n-m)}{\underbrace{\int_{-g}^g \dots \int_{-g}^g}_{m \times n_x} \underbrace{\int_{-g}^g \dots \int_{-g}^g}_{(n-m) \times n_x} \frac{1 - \tilde{\varepsilon}(n)}{V^n} + \frac{\tilde{\varepsilon}(n)}{\Psi V^{n-m}} \frac{1}{(\sqrt{|2\pi\mathbf{R}|})^m} \sum_{l=1}^{\Psi} \exp\left\{\sum_{r=1}^m \left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_x} \hat{\mathbf{x}}_{\Psi}^{(l)}(r \rightarrow i)\right)\right\}}. \quad (27)$$

借用 IRF 法中的表示方式, 可令  $\ddot{\phi}(n, m)$  表示扩展目标的 SCIRF, 则由 SCIRF 的定义可知,  $\ddot{\phi}(n, m) = [\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{aa}, a = 1, 2, \dots, n_x$ , 进而下式成立:

$$\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m) = \ddot{\phi}(n, m) \times \mathbf{I}_{n_x}, \quad (28)$$

其中  $\mathbf{I}_{n_x}$  为一个  $n_x$  阶单位矩阵.

与 IRF 法中的点目标相类似, 扩展目标量测类型下的 FIM, 即式(14)可化简为如下形式:

$$\mathbf{J}(\zeta) = \mathbf{E}_{\zeta}[\mathbf{H}^T \ddot{\mathbf{A}}(n, m) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}]. \quad (29)$$

其中  $\ddot{\mathbf{A}}(n, m)$  为扩展目标量测类型下杂波的全局 SCIRF 矩阵, 并且  $\ddot{\mathbf{A}}(n, m)$  与 SCIRF 矩阵  $\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)$  之间亦具有如下关系:

$$\ddot{\mathbf{A}}(n, m) = [\ddot{\mathbf{A}}(n, m)]_{aa} \times \mathbf{I}_{n_x} =$$

$$\sum_{n=1}^{+\infty} \left[ \ddot{p}_2(n) \sum_{m=1}^n [\ddot{\mathbf{\Lambda}}(n, m)]_{aa} \right] \times \mathbf{I}_{n_x}. \quad (30)$$

结合式(28)和(30), 可得扩展目标量测类型下杂波的全局 SCIRF 为

$$[\ddot{\mathbf{A}}(n, m)]_{aa} \doteq \ddot{\Phi}(n, m) = \sum_{n=1}^{+\infty} \left[ \ddot{p}_2(n) \sum_{m=1}^n p(m|n) \ddot{\phi}(n, m) \right]. \quad (31)$$

其中条件 PMF 中  $p_3(m|n)$  具有如下形式:

$$p_3(m|n) = \frac{1}{\ddot{p}_2(n)} \frac{(\lambda_1)^m e^{-\lambda_1}}{m!(1 - e^{-\lambda_1})} = \frac{(\lambda_2 V)^{n-m} e^{-\lambda_2 V}}{(n-m)!}. \quad (32)$$

再将式(31)代入(29), 可得扩展目标量测类型下

FIM的最简形式为

$$J(\zeta) = \ddot{\Phi}(n, m) E_{\zeta} [H^T R^{-1} H]. \quad (33)$$

通过对比式(14)与(33),可以直观地看出全局SCIRF $\ddot{\Phi}(n, m)$ 能够降低FIM的计算复杂度,从而利于便捷评估雷达探测的性能.

另外,当扩展目标退化为点目标时,来自目标的量测个数 $m$ 会失去其原本的随机特性,仅具有一个固定的取值1.此时,参数 $\Psi$ 和 $\gamma(n, m)$ 的值均为 $n$ ,将其代入式(27),即可得到点目标量测类型下杂波的IRF表达式.进一步,将 $m$ 为常量而不存在条件PMF的性质用于式(31),立得点目标量测类型下杂波的全局IRF.至此,理论推导的正确性得以初步验证.

## 2 仿真实验

在进行仿真实验之前,首先对各参数的取值予以初步设置,如表1所示.

表1 仿真所需参数的取值

变量名称	符号表示	取值
目标个数	$Q$	5
检测概率	$\bar{P}_d$	0.8
测量误差系数	$g$	4
量测来自目标的均值	$\lambda_1$	2
虚警概率	$P_{fa}$	$1 \times 10^{-6}$
跟踪波门体积	$V$	400
蒙特卡洛次数	$N_{MC}$	$5 \times 10^4$
杂波密度	$\lambda_2$	0.1

当上述部分参数(如检测概率、杂波密度等)在需要作为比较对象进行仿真实验时,这些参数不会仅限于表1中给定的取值.若此类参数不需要作为比较对象,则仍按表1为其进行取值.不失一般性,本节以目标1为例,并就点目标与扩展目标的情形,对相同杂波密度下其他参数之间的关系和不同杂波密度与各参数之间的关系做定量分析.

为方便后续讨论,若需要反映扩展目标所在杂波环境强弱的差异,则 $\ddot{\epsilon}(n_1)$ 可以写为 $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$ 和 $\ddot{\epsilon}_W(n_1)$ , $\ddot{\phi}_{1,k}$ 亦可写为 $\ddot{\phi}_{1,k,S}$ 和 $\ddot{\phi}_{1,k,W}$ .若需要区分目标类型,则 $\ddot{\epsilon}(n_1)$ 可被写作 $\dot{\epsilon}(n_1)$ 来表示量测来源于点目标的概率,其余参数同理,如 $\dot{\lambda}_1$ 和 $\dot{\lambda}_1$ 等.

### 2.1 量测来自目标的概率与量测个数的关系

根据式(6),可知影响量测中存在来自目标的概率 $\dot{\epsilon}(n_1)$ 的参数包括来自扩展目标量测个数的均值 $\lambda_1$ 、杂波密度 $\lambda_2$ 以及检测概率 $\bar{P}_d$ .因此,本节将依照前述3个参数的顺序依次展开讨论.

### 2.1.1 来自目标的量测个数均值 $\lambda_1$ 不同的情形

在本节中,首先固定检测概率 $\bar{P}_d = 0.8$ 和杂波密度 $\lambda_2 = 0.1$ 不变;其次,分别对目标生成的量测个数均值 $\lambda_1 = 1, 2, 3, 4$ 四种情形下对应量测中存在来自目标的概率 $\dot{\epsilon}(n_1)$ 随量测个数 $n_1$ 的变化规律进行数值模拟;随后,给出点目标概念下 $\dot{\epsilon}_S(n_1)$ 随 $n_1$ 变化的仿真结果,并与扩展目标的 $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$ 做详细对比.结果如图1所示.

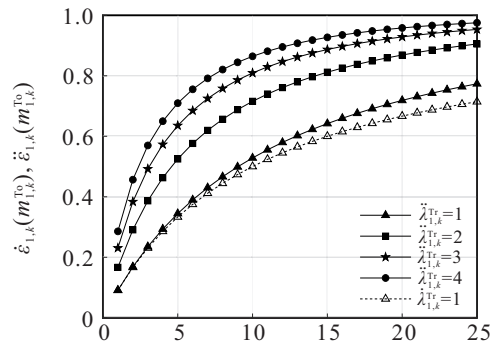


图1 不同 $\lambda_1$ 下 $\dot{\epsilon}_S(n_1)$ 和 $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$ 随 $n_1$ 的变化曲线

由图1可以看出:

1) 关于点目标的曲线仅有1条,而有关扩展目标的曲线可多于1条.究其原因,是由于点目标意义下,量测中来自目标的数量为常量,从而当检测概率与杂波密度给定时,关于点目标的曲线有且仅有1条.同理,在扩展目标意义下,量测中来自目标的数量服从参数为 $\lambda_1$ 的泊松分布.根据 $\lambda_1$ 可以取正实数集 $\mathbb{R}^+$ 中任何一个值的特点,可知 $\lambda_1$ 没有取值1的限制.因此,在给定检测概率与杂波密度时,关于扩展目标的曲线可以有多个.

2)  $\dot{\epsilon}_S(n_1)$ 在区间的取值始终小于 $\lambda_1 = 1$ 时 $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$ 在同区间内的取值.产生这一现象的原因是,由于目标由点目标的意义向扩展目标转化时,量测中存在来自目标的个数所服从的分布规律发生了根本性变化. $\dot{\epsilon}_S(n_1)$ 与 $\lambda_1 = 1$ 时 $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$ 在区间 $[1, +\infty)$ 内的大小关系本质上由下式决定:

$$\frac{1}{n} \sum_{m=2}^n \mathcal{E}_n^m (\lambda_2 V)^{n-m}. \quad (34)$$

通过观察,可知式(34)恰为点目标意义下量测中存在来自目标的个数 $m_1 > 1$ 不能取得,但扩展目标意义下量测中来自目标的个数能够取得 $m_1 > 1$ 的值.式(34)不仅是将 $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$ 与 $\dot{\epsilon}_S(n_1)$ 作差后多出的值,并且也是 $\dot{\epsilon}_S(n_1)$ 在区间 $[1, 25]$ 的取值始终小于 $\lambda_1 = 1$ 时 $\ddot{\epsilon}(n_1)$ 在同区间内的取值这一现象的成因.

3) 就扩展目标而言, $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$ 的值按 $\lambda_1 = 1, 2, 3, 4$

的取值依次升高.从数学的角度看, $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 是关于变量 $\lambda_1$ 的递增函数,因此会出现此类现象.从物理层面看,当检测概率与杂波密度给定时,参数 $\lambda_1$ 变大意味着量测中存在来自目标的数量均值增大.此时,在量测个数一定的情况下,其中包含了更多关于目标的有效信息,从而 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 会上升.上述现象与结论对所有目标 $q(q=1,2,\dots,Q)$ 均成立.

### 2.1.2 检测概率 $\bar{P}_d$ 不同的情形

在本节中,首先固定来自扩展目标的量测个数均值 $\lambda_1=2$ 和杂波密度 $\lambda_2=0.1$ 不变;其次,分别对检测概率 $\bar{P}_d=0.2,0.4,0.6,0.8$ 四种情形下对应量测中存在来自目标的概率 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 随量测个数 $n_1$ 的变化规律进行数值模拟;随后,给出点目标概念下 $\hat{\varepsilon}_S(n_1)$ 随 $n_1$ 变化的仿真结果,并与扩展目标的 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 做详细对比.结果如图2所示.

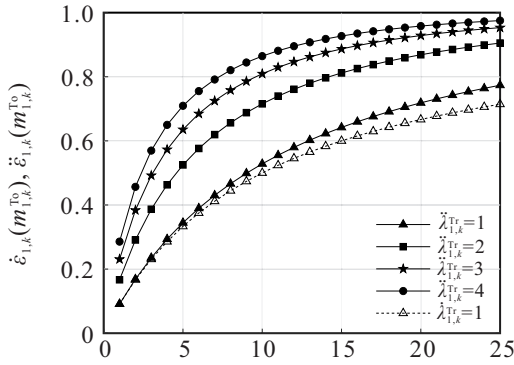


图2 不同 $\bar{P}_d$ 下 $\hat{\varepsilon}_S(n_1)$ 和 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 随 $n_1$ 的变化曲线

由图2可以看出:

1) 在检测概率以及量测数目均相同的条件下, $\hat{\varepsilon}_S(n_1)$ 在区间 $[1,25]$ 的取值始终小于 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 在同区间内的取值.又由于 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 是关于 $\lambda_1$ 的递增函数, $\lambda_1=2$ 时的 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 大于 $\lambda_1=1$ 时的 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ ,进而大于 $\hat{\varepsilon}_S(n_1)$ .

2) 就扩展目标而言, $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 的值按 $\bar{P}_d=0.2,0.4,0.6,0.8$ 的取值依次升高.从数学的角度看, $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 是关于检测概率 $\bar{P}_d$ 的递增函数,因此会出现此类现象.从物理层面看,当来自扩展目标量测个数的均值与杂波密度给定时,检测概率 $\bar{P}_d$ 变大意味着更有可能检测到目标.此时,在量测个数一定的情况下,其中包含了更多关于目标的信息,从而 $\tilde{\varepsilon}_S(n_1)$ 会上升.上述现象与结论对所有目标 $q(q=1,2,\dots,Q)$ 均成立.

### 2.1.3 杂波密度 $\lambda_2$ 不同的情形

在本节中,首先固定来自扩展目标量测个数的均值 $\lambda_1=2$ 和检测概率 $\bar{P}_d=0.8$ 不变;其次,分别对杂波密度 $\lambda_2=0.1,0.06,0.03,0.005$ 四种情形下对

应量测中存在来自目标的概率 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 随量测个数 $n_1$ 的变化规律进行数值模拟;随后,给出点目标概念下 $\hat{\varepsilon}(n_1)$ 随 $n_1$ 变化的仿真结果,并与扩展目标的 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 做详细对比.结果如图3所示.注:此图的杂波密度具有多个取值,此处不进行杂波强弱的区分,即 $\varepsilon(n_1)$ 无 $S$ 或 $W$ 下标.

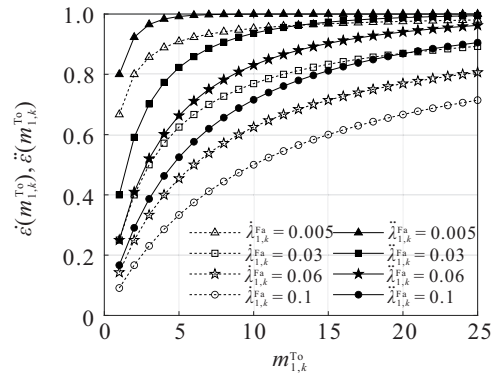


图3 不同 $\lambda_2$ 下 $\hat{\varepsilon}(n_1)$ 和 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 随 $n_1$ 的变化曲线

由图3可以看出:

1) 在杂波密度以及量测数目均相同的条件下, $\hat{\varepsilon}(n_1)$ 在区间 $[1,25]$ 的取值始终小于 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 在同区间内的取值.又由于 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 是关于 $\lambda_1$ 的递增函数, $\lambda_1=2$ 时的 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 大于 $\lambda_1=1$ 时的 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ ,进而大于 $\hat{\varepsilon}(n_1)$ .

2) 就扩展目标而言, $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 的值按杂波密度 $\lambda_2=0.005,0.03,0.06,0.1$ 的取值依次下降.从数学的角度看, $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 是关于变量杂波密度 $\lambda_2$ 的递减函数,因此会出现此类现象.从物理层面看,当来自扩展目标量测个数的均值与检测概率给定时,参数 $\lambda_2$ 变大意味着量测中存在来自杂波的数量增多,此时,在量测个数一定的情况下,其中包含更多关于杂波的有效信息,从而 $\tilde{\varepsilon}(n_1)$ 会下降.

3) 从图3扩展目标的情形可以看出,当 $\lambda_2=0.03$ 时,如果某一采样时刻得到测量数据的个数 $n_1 \geq 18$ ,则 $\tilde{\varepsilon}(n_1) \approx 1$ .一般认为这些数据中一定会存在真实目标的量测,所以强杂波扩展目标情况下,与弱杂波点目标情况相比,相同杂波密度,前者更容易采集到来自真实目标的数据.

4) 对于 $\lambda_2=0.03$ 这一情形,当某一采样时刻的测量数据个数 $n_1=18$ 时,参数 $\tilde{\varepsilon}(n_1) \approx 1$ .通常情况下, $\tilde{\varepsilon}(n_1) \approx 1$ 可等价于量测 $Z_{1,k}$ 中一定会存在来自真实目标的量测 $\hat{Z}_{1,k}$ .同时,对于相同情形下的 $\hat{\varepsilon}(n_1)$ ,其值需要在 $n_1 \gg 18$ 处趋近于1.然而,在真实场景中, $n_1$ 的值往往不会过大,这说明 $\hat{\varepsilon}(n_1)$ 的值趋于1较难,这对分析强杂波环境中的目标定位问题具有很强的指导意义.因此,扩展目标更加适用于强杂波

环境下的目标定位问题。

### 2.2 杂波下的信息约减因子

由于扩展目标 SCIRF  $\ddot{\lambda}(n, m)$  的形式, 即式 (27) 较为复杂, 利用解析法和数值法均难以获得其重积分值, 本文采用蒙特卡罗模拟法来计算扩展目标 SCIRF。

#### 2.2.1 点目标和扩展目标的全局 SCIRF 比较

本节计算点目标的全局 IRF  $\dot{\phi}_{1,k,W}$  和扩展目标的全局 SCIRF  $\ddot{\phi}_{1,k,S}$ 。首先, 给定强杂波密度  $\lambda_2 = 0.1$  和弱杂波密度  $\lambda_2 = 0.005$ , 表 2 分别展示了检测概率  $\bar{P}_d = 0.8$  下的扩展目标全局 SCIRF  $\ddot{\phi}_{1,k,S}$  值和点目标全局 IRF  $\dot{\phi}_{1,k,W}$  值。

表 2 点目标和扩展目标全局 SCIRF/IRF 值

检测概率 $\bar{P}_d$	杂波密度 $\lambda_2$	全局 SCIRF/IRF
0.8	0.1	0.933 1
0.8	0.005	0.898 6

由表 2 可见, 一方面, 由式 (31) 的形式可知, 参数  $\dot{p}_2(n_1)$  与  $p_3(m_1|n_1)$  中的  $\dot{p}_2(n_1)$  相互抵消, 而其余部分不含有参数  $\bar{P}_d$ 。因此, 扩展目标的全局 SCIRF  $\ddot{\phi}_{1,k,S}$  的值会随  $\ddot{\lambda}(n_1, m_1)$  的增加而增大。另一方面, 在计算 SCIRF  $\ddot{\phi}_{1,k,S}$  的过程中, 发现当  $n_1$  与  $m_1$  均取较大值时,  $\ddot{\lambda}(n_1, m_1)$  值的量级会非常大。然而, 此时的  $\dot{p}_2(n_1)$  和  $p_3(m_1|n_1)$  的量级亦会非常小。因此, 根据式 (31), 可知在  $\dot{p}_2(n_1)$  和  $p_3(m_1|n_1)$  对  $\ddot{\lambda}(n_1, m_1)$  进行“加权平均”后, 能够使  $\ddot{\phi}_{1,k,S}$  取得一个较为合理的值。

其次, 给定弱杂波密度  $\lambda_2 = 0.005$ , 表 2 给出了检测概率  $\bar{P}_d = 0.8$  下的点目标全局 IRF  $\dot{\phi}_{1,k,W}$  值。由表 2 可见, 弱杂波环境下的点目标全局 IRF  $\dot{\phi}_{1,k,W}$  呈现出与强杂波环境下扩展目标全局 SCIRF  $\ddot{\phi}_{1,k,S}$  相似的规律, 亦可用与表 2 相同的方法予以解释。此外, 本文亦在强杂波环境下对点目标的全局 SCIRF  $\dot{\phi}_{1,k,S}$ 、弱杂波环境下对扩展目标的全局 IRF  $\ddot{\phi}_{1,k,W}$  做数值模拟。结果表明, 强杂波环境下的点目标全局 SCIRF  $\dot{\phi}_{1,k,S}$  的值非常小, 几乎近于零, 意味着量测中充斥着大量关于杂波的信息。弱杂波环境下的扩展目标全局 IRF  $\ddot{\phi}_{1,k,L}$  的值非常大, 意味着量测中必然包含来自目标的信息, 可等同于理想情况。由于强杂波环境下的点目标全局 SCIRF  $\dot{\phi}_{1,k,S}$  包含来自目标信息的数量很少, 以往的研究无法解决这一难题。因此, 在如今现代雷达分辨率提高等技术愈发精湛的趋势下, 将目标由传统的点目标过渡至扩展

目标, 即可将强杂波环境下的点目标问题转变为强杂波环境下的扩展目标问题, 并得以解决。

#### 2.2.2 扩展目标的 PCRLB

根据 2.2.1 节的分析, 可知强杂波环境中点目标的全局 IRF 量级非常小, 无法实现对目标的探测。为了能够比较扩展目标 PCRLB 与点目标 PCRLB 之间的异同, 本节将扩展目标与点目标分别置于强杂波环境与弱杂波环境中。经仿真实验, 相关结果如图 4 所示。

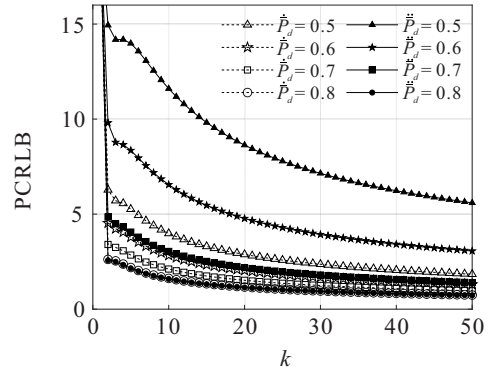


图 4 不同  $\bar{P}_d$  下  $\dot{\epsilon}_S(n_1)$  和  $\ddot{\epsilon}_S(n_1)$  随  $n_1$  的变化曲线

在图 4 中, 黑色实心图形及实线表示强杂波  $\lambda_2 = 0.1$  环境下不同检测概率对应的扩展目标 PCRLB, 黑色空心图形及虚线则代表弱杂波  $\lambda_2 = 0.005$  环境下不同检测概率对应的点目标 PCRLB。

由图 4 可以看出: 首先, 点目标和扩展目标跟踪的 PCRLB 随采样时间的增加而逐渐收敛, 不同的检测概率则影响着 PCRLB 的大小; 其次, 在同一采样时刻, 检测概率愈大, 点目标和扩展目标跟踪的 PCRLB 均愈小, 但其对 PCRLB 收敛速度的影响差异并不显著。特别地, 当检测概率  $\bar{P}_d = 0.8$  时, 强杂波环境下扩展目标跟踪的 PCRLB 与弱杂波环境下点目标跟踪的 PCRLB 大小相当, 这说明扩展目标在强杂波环境下的跟踪精度能够达到点目标在弱杂波环境下的跟踪精度, 进而可以实现对目标的探测。

### 3 结论

本文依托现代雷达技术, 将高分辨率雷达、扩展目标以及强杂波环境等因素有机融合, 以使雷达探测适用于当前的复杂电磁环境。通过推导扩展目标量测类型下的全局 SCIRF, 并与点目标量测类型下的全局 SCIRF 进行对比, 得出了强杂波环境中扩展目标相较点目标包含更多有用信息, 能够支撑雷达探测, 即更具优势的新颖结论。

作为扩展 IRF 法的“最初一公里”, 杂波在数量与

空间上的分布规律<sup>[16]</sup>以及扩展目标的数量分布规律对 SCIRF 的性质至关重要. 然而, 有关杂波与扩展目标的种种假定相较实际情形而言过于简化. 因此, 未来的研究重点可聚焦于从实证数据挖掘杂波与扩展目标的真实分布规律, 并利用多种分布的融合方式进行拟合. 鉴于此, 在能够获得实证数据的基础上, 可以按照与复杂网络理论中“将幂律分布和泊松分布融合为用于拟合真实网络度分布的具有指数截断的幂律分布”等类似的做法来进行多分布的拟合<sup>[17]</sup>, 为扩展 IRF 法能够顺利应用于实际工程问题打通“最后一公里盲区”.

### 参考文献(References)

- [1] 林东. 数智化战争: 自主联合集智制胜[N]. 光明日报, 2023-02-05.
- [2] 范文, 李淳泽, 赵勇, 等. 复杂环境下雷达抗干扰及多功能一体化波形设计方法研究[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(5): 960-970.  
(Fan W, Li C Z, Zhao Y, et al. Radar anti-jamming and multifunctional integrated waveform design in spectrum-dense environment[J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(5): 960-970.)
- [3] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and data association[M]. Boston: Academic Press, 1988.
- [4] Jauffret C, Bar-Shalom Y. Track formation with bearing and frequency measurements in clutter[C]. The 29th IEEE Conference on Decision and Control. Honolulu, 1990: 3335-3336.
- [5] Han Q H, Pan M H, Liang Z H. Joint power and beam allocation of opportunistic array radar for multiple target tracking in clutter[J]. Digital Signal Processing, 2018, 78: 136-151.
- [6] Yan J K, Liu H W, Bao Z. Power allocation scheme for target tracking in clutter with multiple radar system[J]. Signal Processing, 2018, 144(C): 453-458.
- [7] Su Y, Cheng T, He Z S, et al. Joint detection threshold optimization and transmit resource allocation for targets tracking in clutter with colocated MIMO radar networks[C]. 2022 25th International Conference on Information Fusion (FUSION). Linköping, 2022: 1-7.
- [8] Sun H, Li M, Zuo L, et al. Joint threshold optimization and power allocation of cognitive radar network for target tracking in clutter[J]. Signal Processing, 2020, 172: 107566.
- [9] Streit R L, Luginbuhl T E. Probabilistic multi-hypothesis tracking[R]. Naval Underwater Systems Center Newport RI, 1995.
- [10] Gilholm K, Salmond D. Spatial distribution model for tracking extended objects[J]. IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(5): 364.
- [11] Gilholm K, Godsill S, Maskell S, et al. Poisson models for extended target and group tracking[C]. SPIE Proceedings of Signal and Data Processing of Small Targets 2005. San Diego, 2005: 230-241.
- [12] Zhang X, Willett P, Bar-Shalom Y. Dynamic cramer-Rao bound for target tracking in clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1154-1167.
- [13] Hernandez M L, Farina A, Ristic B. PCRLB for tracking in cluttered environments: Measurement sequence conditioning approach[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2006, 42(2): 680-704.
- [14] 连峰, 王婷婷, 韩崇昭, 等. 扩展目标跟踪的 PCRLB[J]. 控制与决策, 2016, 31(8): 1401-1406.  
(Lian F, Wang T T, Han C Z, et al. PCRLB for extended target tracking[J]. Control and Decision, 2016, 31(8): 1401-1406.)
- [15] Xue C Y, Wang L, Zhu D Y. An extended robust chance-constrained power allocation scheme for multiple target localization of digital array radar in strong clutter environments[J]. Remote Sensing, 2023, 15(5): 1267.
- [16] 郭云飞, 钱恒泽. 基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2923-2930.  
(Guo Y F, Qian H Z. A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order[J]. Control and Decision, 2020, 35(12): 2923-2930.)
- [17] Barabási A L. Network science[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2016.

### 作者简介

薛琛衍(1980—), 男, 高级工程师, 博士, 主要研究方向为自适应信号处理、目标跟踪和认识雷达, E-mail: xuechenyan@nuaa.edu.cn;

汪玲(1977—), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为动目标成像技术、智能成像技术, E-mail: tulip\_wling@nuaa.edu.cn;

莫修辞(1981—), 男, 研究员, 硕士, 主要研究方向为机载有源相控阵雷达、智能蒙皮微系统, E-mail: mxc456@sohu.com.