

联合空时聚类 and 概率假设密度的雷达抗干扰 多扩展目标跟踪*

何昌龙¹ 方鑫¹ 张振源² 周牧³

(1. 西南石油大学机电工程学院 成都 610500; 2. 重庆交通大学交通运输学院 重庆 400074;

3. 重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 雷达非相干干扰会引起底噪增加并产生虚假点迹,导致多扩展目标跟踪数据关联歧义性加剧,引发轨迹断裂和身份混淆,进而造成目标状态和形状估计错误。因此,提出了一种联合空时聚类 and 概率假设密度的雷达抗干扰多扩展目标跟踪方法。首先,针对扩展目标散射点数目和位置的随机时变特性,利用随机有限集理论建立多扩展目标状态和量测集合,结合空时聚类完成动态、时变量测集合的高质量划分,不仅避免了虚假目标引入的复杂显示数据关联操作,而且能够解决量测集合维度增加导致的划分爆炸问题。进一步联合概率假设密度函数,通过对不同量测划分子集对应的高斯分布和逆 Wishart 分布加权求和,消除虚假目标干扰,完成多扩展目标运动轨迹及形状的精确跟踪。最后,交叉轨迹、不同信噪比(SNR)和可变目标数目场景实验结果表明,所提方法最优次模式分配(OSPA)距离在0.5 m以内的跟踪点迹超过95%,优于基于K-means聚类的概率假设密度滤波器(K-means PHD)、扩展目标广义逆 Wishart 概率假设密度滤波器(ET-GIW-PHD)及随机矩阵(RMM)等方法。

关键词: 毫米波雷达;非相干干扰;多扩展目标跟踪;随机有限集

中图分类号: TN95;TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Joint spatiotemporal clustering and probability hypothesis density-based radar anti-jamming multi-extended target tracking

He Changlong¹ Fang Xin¹ Zhang Zhenyuan² Zhou Mu³

(1. School of Electromechanical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China; 2. School of Transportation,

Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 3. School of Communications and Information Engineering,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Radar incoherent interference can cause an increase in noise floor and generate false plots. This exacerbates data association ambiguity in multi-extended target tracking, leading to track fragmentation and identity confusion, consequently causing errors in target state and shape estimation. Therefore, this paper proposes a joint spatio-temporal clustering and probability hypothesis density (PHD) based radar anti-interference method for multi-extended target tracking. Firstly, addressing the random time-varying characteristics of both the number and locations of extended target scattering points, the random finite set (RFS) theory is employed to model the multi-extended target state and measurement sets. High-quality partitioning of the dynamic, time-varying measurement sets is achieved by integrating spatio-temporal clustering. This approach not only avoids the complex explicit data association operations introduced by false targets but also resolves the partition explosion problem arising from increased measurement set dimensionality. Furthermore, by leveraging the probability hypothesis density (PHD) function, the interference from false targets is eliminated through the weighted summation of the Gaussian distributions and inverse Wishart distributions corresponding to different measurement subsets. This enables precise tracking of both the motion trajectories and shapes of multiple extended targets. Finally, experimental results under scenarios involving crossing trajectories, varying signal-to-noise ratios (SNR), and variable target numbers demonstrate that the proposed method achieves tracking points with optimal sub-pattern assignment (OSPA) distance below 0.5 m for over 95% of instances. It outperforms

收稿日期: 2025-06-05 Received Date: 2025-06-05

* 基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(62303386)、四川省自然科学基金面上(2024NSFSC0525)、国家自然科学基金(62573074)项目资助

the K-means clustering-based PHD filter, the extended target generalized inverse Wishart PHD (ET-GIW-PHD) filter, and random matrix-based methods.

Keywords: millimeter-wave radar; incoherent interference; multiple extended target tracking; random finite set

0 引言

城市道路场景行人、车辆等目标精准跟踪能够有效提高自动驾驶车辆行驶的安全性。随着多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 毫米波雷达、合成孔径雷达等高分辨技术的发展,目标散射特性在距离-多普勒-方位域的精细化表征能力显著增强,在雷达观测中不再以单一测量点的形式呈现,而是表现为占据多个空间位置的扩展目标 (Extended Target)^[1-2]。扩展目标跟踪不仅能提供目标位置、速度等运动状态,还可以通过点云的分布特性估计目标的物理尺寸、姿态角甚至结构特征^[3-4],为自动驾驶车辆规划和控制提供丰富的感知信息。然而,扩展目标不再满足“点目标”假设,传统卡尔曼滤波^[5]、数据关联^[6-7]等点目标跟踪方法不再适用^[8]。同时,相比于单目标,多扩展目标散射点数目和位置表现出高动态、随机时变特性,进一步增加了跟踪难度。

目前,多扩展目标跟踪 (multi-extended target tracking, METT) 方法主要为基于数据关联的方法、基于图的方法和基于随机有限集理论 (random finite set, RFS) 的方法^[9-11]。基于数据关联的多扩展目标跟踪方法通过显式解决观测点与目标的关联问题,再对每个目标分别进行状态估计。计算复杂度随目标数目指数增长,且抗干扰能力弱^[12]。基于图的方法主要围绕将多扩展目标跟踪问题构建为因子图或图优化模型^[13-14],应用消息传递算法进行有效推理。然而,由于因子图推理、图匹配和图切割等优化算法通常涉及大规模计算,在实时应用中计算开销可能导致处理延迟^[15-16]。基于 RFS 的方法通过将目标和观测均建模为随机有限集,通过概率假设密度函数描述目标的存在性与状态分布,应对目标数目时变及数据噪声干扰问题^[17-21]。然而,上述方法多假设理想观测环境,未考虑实际复杂电磁干扰对量测集完整性与可靠性的破坏,导致算法在强干扰场景下的鲁棒性不足。

在实际应用场景中,多个雷达在同一频段工作时,相互间的信号干扰会导致观测污染和目标扩展特征失真两类问题^[22-23]。雷达互干扰环境下,数据关联歧义性加剧、目标状态估计误差累积、目标扩展形状估计错误,甚至引发轨迹断裂或身份混淆。因此,如何在雷达互干扰场景下实现鲁棒的多扩展目标跟踪,是当前多扩展目标跟踪技术研究中的热点与难点。目前,为了实现雷达互干扰抑制,文献^[24]提出了一种低互相关/自相关旁瓣电平

的频谱兼容非周期序列集,并通过 BSUM 算法在恒模与频谱功率约束下优化波形,有效抑制多雷达系统间的互扰。但该方法依赖频谱共享与波形协调,难以应用于非协作雷达系统。Aittomaki 等^[25]提出了一种基于迭代优化的自适应滤波方法,用于抑制 MIMO 雷达间的互扰,但缺乏实测数据验证其有效性。文献^[26]引入随机跳频和随机初始时间机制,有效降低信号碰撞概率,抑制同频干扰。同时,利用希尔伯特变换提取信号包络,截取干扰区域,并通过拉格朗日插值实现干扰补偿,从而减弱异频干扰对检测性能的影响。

综上所述,为解决上述问题,本文提出了一种联合空时聚类 and 概率密度假设的雷达抗干扰多扩展目标跟踪方法,通过联合量测数据的分布特性与密集程度,实现对不同目标量测数据的高质量划分,解决扩展量测点迹与目标数据关联的问题。同时,进一步将目标状态与量测聚类划分建立为随机有限集合,利用目标运动轨迹的时空相关性,结合递归贝叶斯滤波和随机有限集分析理论,计算目标状态的概率假设密度函数,实现低信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 虚假目标干扰场景多目标状态估计。

本文建立了雷达互干扰多扩展目标雷达回波信号模型,分析了雷达互干扰信号特征,阐明了雷达互干扰机理。提出了一种联合空时聚类 and 概率密度假设的雷达抗干扰多扩展目标跟踪方法,基于目标运动轨迹的时空相关性,利用空时聚类和概率密度假设完成不同目标量测集的划分以及虚假目标消除,并实现了雷达互干扰场景下多扩展目标轮廓与运动状态的鲁棒估计。利用调频连续波 (frequency modulated continuous wave, FMCW) 多输入多输出高分辨级联毫米波雷达,在目标交叉、可变目标数目以及不同信噪比等场景验证了本文提出的雷达抗干扰多扩展目标跟踪方法的有效性。实验结果表明本文所提方法最优子模式分配 (optimal sub-pattern assignment, OSPA) 在 0.5 以内的跟踪点迹超过 95%, 优于其他对比方法。

1 雷达互干扰多扩展目标回波信号建模

在 MIMO-FMCW 雷达系统中,受害雷达在发射 chirp 信号后可能会收到两类信号。一类是目标回波信号,由目标反射的受害雷达发射信号,通过分析其时间延迟和多普勒频移来确定目标状态。另一类是干扰信号,来源于其他使用相同频段的雷达的发射信号,干扰受害雷达的信号接收与处理,导致探测性能下降甚至系统失效。

雷达发射信号通常以信号帧为单位,一帧内包含多个连续的 chirp, 单个 chirp 雷达的发射信号的时域表达式为:

$$x_{TX}(t) = A_{TX} \exp\{j2\pi(f_c t + 0.5St^2)\} \quad (1)$$

式中: t 表示快时间(chirp 内的连续时间变量); A_{TX} 表示发射信号幅度; f_c 表示调制信号起始频率; $S = B/T_{PRI}$ 表示调频斜率, B 为信号带宽, T_{PRI} 表示调频持续时间。

扩展目标的反射回波信号为所有扩展点反射回波信号的叠加,则有:

$$x_{RX}(t, \tau_i) = A_{RX} \sum_{i=1}^K \exp\left\{j2\pi\left[f_c(t - \tau_i) + \frac{S(t - \tau_i)^2}{2}\right]\right\} \quad (2)$$

其中, $\tau_i = 2(R_i + v_i(t + nT_{PRI}) + mdsin\theta_i)/c$ 表示第 i 个扩展点往返的时间延迟,包括了信号往返的时间, (R_i, v_i, θ_i) 表示扩展点的距离-速度-水平角信息, $n = 0, 1, \dots, N-1$ 代表信号帧中的 chirp 索引, $m = 0, 1, \dots, M-1$ 代表 MIMO 雷达的天线阵列索引, $d = \lambda/2$ 表示天线阵元间距, λ 为载波波长, c 表示光速, A_{RX} 表示回波信号幅值, K 代表扩展目标的散射点数目。

将发射信号 $x_{TX}(t)$ 与接收信号 $x_{RX}(t, \tau_i)$ 进行混频,同时滤除信号中的高频分量得到差拍信号,接收机第 m 个天线阵元在第 n 个 chirp、快时间采样时刻 t 的拍频信号 $s_{beat}(t, n, m)$ 可以表示为:

$$s_{beat}(t, n, m) = x_{TX}(t) \cdot x_{RX}(t, \tau_i) \approx A_m \sum_{i=1}^K \exp\left\{j2\pi\left(2f_c R_i + 2SR_i t + 2v_i f_c n T_{PRI} + \frac{cmdsint\theta_i}{\lambda}\right)\right\} \quad (3)$$

其中, $A_m = A_{TX} A_{RX}$ 为差拍信号幅值,从差拍信号的频域中能够解析出扩展点距离-速度-角度信息,通过对差拍信号进行三维快速傅里叶变换(three-dimensional fast fourier transform, 3D-FFT)能够得到该雷达帧的 3D 频谱信号 $S_{beat}(f_r, f_v, f_\theta)$ 为:

$$S_{beat}(f_r, f_v, f_\theta) = FFT_t[FFT_n[FFT_m[s_{beat}(t, n, m)]]] = A_m \sum_{i=1}^K \exp\left\{(j4\pi f_c R_i) \cdot \delta(f_r - \frac{2SR_i}{c}) \cdot \delta(f_v - \frac{2f_c v_i}{c}) \cdot \delta(f_\theta - \frac{cmdsint\theta_i}{\lambda})\right\} \quad (4)$$

式中: $FFT_t[\cdot]$ 、 $FFT_n[\cdot]$ 、 $FFT_m[\cdot]$ 分别表示在快时间、慢时间以及天线通道维度上进行快速傅里叶变换; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数。对 3D 频谱的峰值 (f_r, f_v, f_θ) 进行提取,即可获得扩展点的空间参数 (R_i, v_i, θ_i) 。

当存在雷达互干扰时,假设干扰雷达载波频率、发射功率等与受害雷达相同,干扰雷达的调频斜率为 S_{int} ,则干扰雷达发射信号 $x_{int}^m(t, \tau_{int})$ 可表示为:

$$x_{int}^m(t, \tau_{int}) = A_{TX} \exp\{j2\pi[f_c(t - \tau_{int}) + 0.5S_{int}(t - \tau_{int})^2]\} \quad (5)$$

式中: $\tau_{int} = (R_{int} + v_{int}(t + nT_{PRI}) + mdsin\theta_{int})/c$ 表示受害雷达接收到干扰雷达发射信号的延迟时间; $(R_{int}, v_{int}, \theta_{int})$ 为干扰雷达的距离-速度-水平角。

干扰雷达发射信号被受害雷达视作目标反射回波信号,受害雷达的发射信号与干扰雷达的发射信号进行混频,

$$s_{beat}^{int}(t, n, m) = x_{TX}(t) \cdot x_{int}^m(t, \tau_{int}) \approx A_{int} \exp\left\{j2\pi\left(f_c R_{int} + S_{int} R_{int} t + v_{int} f_c n T_{PRI} + \frac{cmdsint\theta_{int}}{\lambda} + \frac{c(S - S_{int})t^2}{2}\right)\right\} \quad (6)$$

当受害雷达同时接收到干扰信号与目标回波时,受害雷达的中频信号 $s_{beat}^{all}(t, n, m)$ 表示为:

$$s_{beat}^{all}(t, n, m) = s_{beat}^{int}(t, n, m) + s_{beat}(t, n, m) \quad (7)$$

其中,当干扰雷达与受害雷达调频斜率不相同,即 $S \neq S_{int}$ 时,如图 1(a) 所示,非相干干扰会导致受害雷达的接收信号 $s_{beat}^{all}(t, n, m)$ 不再是只包含目标反射回波频率 f_2 的窄带信号,还拥有包含干扰导致的 $f_1 \sim f_2$ 频段的信号,通过增大受害雷达接收信号中的噪声,压制真实目标回波信号,导致雷达原始频谱信噪比降低。从而再进行 3 D-FFT 后的目标或扩展点可能会被淹没在干扰信号中,无法辨识,从而丢失扩展目标形态信息。而当干扰雷达与受害雷达调频斜率相同时,即 $S = S_{int}$ 时,此时干扰为相干干扰,相干干扰会导致受害雷达接收信号 $s_{beat}^{all}(t, n, m)$ 中包含类似真实目标回波信号的干扰,如图 1(b) 所示,受害雷达将相干干扰视为目标反射回波,在雷达中形成难以与真实目标区分的虚假点云。相比于相干干扰,非相干干扰是宽频段的干扰,不需要知道受害雷达精确的参数,在实际应用中更容易实现,容易造成目标检测跟踪失效,带来巨大安全隐患,因此本文所提方法则主要针对非相干干扰场景的多目标跟踪。

2 雷达抗干扰多扩展目标跟踪

针对干扰场景下的扩展目标跟踪问题,本文提出了基于空时聚类量测集划分的雷达抗干扰多扩展目标跟踪方法,系统框架如图 2 所示。首先,将目标状态和量测点迹建模为随机集合,结合空时聚类完成动态、时变量测集的高质量划分。然后通过传递高斯及逆 Wishart 信度,递归跟踪多扩展目标状态。

在随机集目标跟踪理论中,目标状态和量测以有限集的形式表示,对于多目标跟踪,在 k 时刻,设 $\xi_k^{(i)}$ 表示第 i 个目标在该时刻的状态,其中 $\xi_k^{(i)} \triangleq (\mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{X}_k^{(i)})$ 包括运动状态和扩展状态; $\mathbf{z}_k^{(j)}$ 表示时刻 k 获得的第 j 个量测。因此目标的状态集合 X_k 和量测集合 Z_k 可以分别表示为:

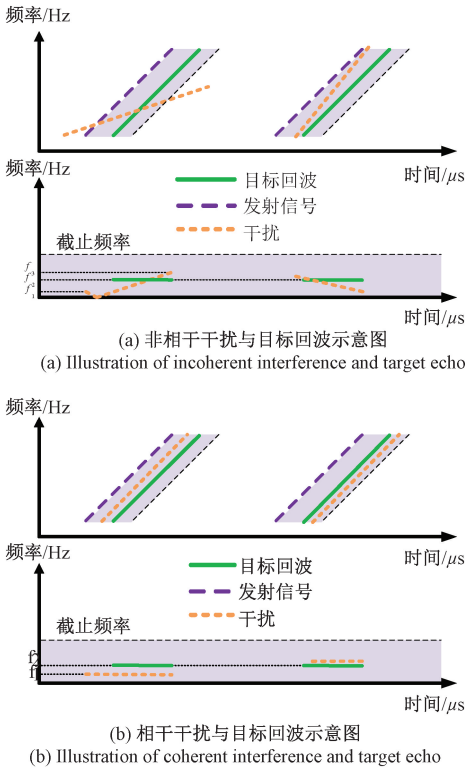


图 1 干扰与目标回波示意图

Fig. 1 Illustration of interference and target echo

$$X_k = \{ \xi_k^{(i)} \mid i = 1, \dots, N_k \} \quad (8)$$

$$Z_k = \{ z_k^{(j)} \mid j = 1, \dots, M_k \} \quad (9)$$

式中: N_k 和 M_k 分别为 k 时刻检测区域目标数量与量测总数。

目标的运动过程和量测生成过程可以分别通过运动方程和量测方程建模。在随机集理论中,这两者分别为:

$$x_k^{(i)} = (F_{kl k-1} \otimes I_d) x_{k-1}^{(i)} + e_{k-1}^{(i)} \quad (10)$$

$$z_k^{(j)} = (H_k \otimes I_d) x_k^{(i)} + w_k^{(j)} \quad (11)$$

式中: I_d 表示 d 维单位矩阵; \otimes 表示克罗内克积; $X_k^{(i)} = R_k^{(i)} \text{diag}([A_i^2 \ a_i^2]) (R_k^{(i)})^T$ 为 $d \times d$ 维对称正定的随机矩阵, A 和 a 分别表示椭圆的长轴和短轴, $R_k^{(i)}$ 为旋转矩阵; $F_{kl k-1}$ 为目标状态从上一时刻 $k-1$ 转移到当前时刻 k 的状态转移矩阵,用于描述目标的运动模型,如匀速直线运动或匀速转弯运动; $e_{k-1}^{(i)}$ 为过程噪声; H_k 为观测矩阵,用于描述目标状态生成量测的映射关系; $w_k^{(j)}$ 表示量测噪声。通常假设过程噪声和量测噪声为均值为 0 的高斯白噪声,其协方差矩阵分别为 Q_k 和 R_k 。在随机有限集扩展目标跟踪框架中,多扩展目标的量测集合划分的准确与否决定了多扩展目标的跟踪精度。为此,本文采用了一种基于空时关联性的聚类算法,通过分析量测数据空间分布密度实现自适应聚类,该方法无需预先指定簇数量,能有效处理干扰引起的噪声点并识别任意形状的簇。

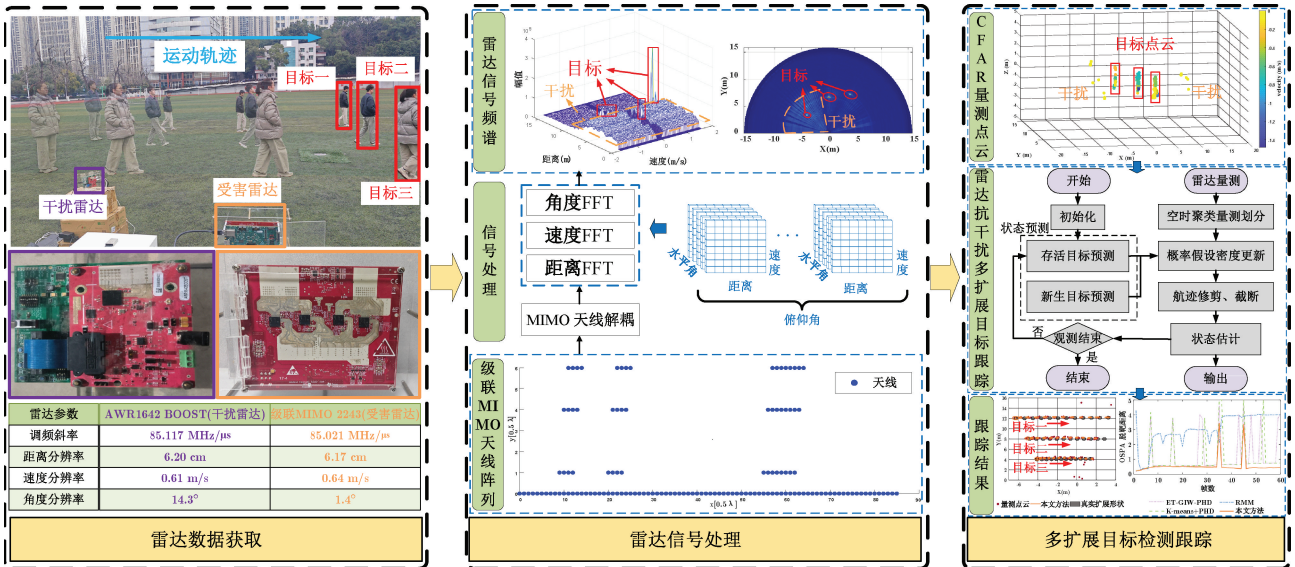


图 2 毫米波雷达抗干扰多扩展目标跟踪算法系统框图

Fig. 2 System block diagram of millimeter-wave radar anti-interference multi-extended target tracking algorithm

假设某时刻量测集合为 $Z_k = \{ z_k^{(j)} \mid j = 1, \dots, M_k \}$, 通过邻域半径 ε 和最小邻居点数 $MinPts$ 两个关键参数定义簇结构。对任意量测点 $z_p \in Z_k$, 其 ε -邻域定义为:

$$N_\varepsilon(z_p) = \{ z_q \in Z_k \mid d(z_p, z_q) \leq \varepsilon \} \quad (12)$$

式中: $d(z_p, z_q)$ 为量测点 z_p 与 z_q 的欧氏距离。

当量测 z_p 的邻域内的点数满足 $|N_\varepsilon(z_p)| \geq MinPts$ 时 z_p 将被认为是核心点,并将 $N_\varepsilon(z_p)$ 中的所有量测点

与 z_p 归为划分 p 下的一个非空子集 W 中。非核心点的量测点则被视为噪声,不参与量测集合的划分,避免跟踪时导致失效。最终得到的划分 p 用作滤波器输入更新扩展目标状态参数等。

此外,为了适应不同场景下目标密度和运动模式的变化,算法还采用了自适应参数调整策略, $MinPts = \lfloor \log(1Z_k) \rfloor$ 随量测规模动态调整,使得在目标交叉或重叠情况下依然能够有效区分各个扩展目标。通过这一空时聚类过程,不仅为后续目标跟踪提供了高质量的初始量测信息,而且大幅提升了多目标跟踪的准确性和鲁棒性。

将通过空时聚类得到的量测划分 p 送入概率假设密度滤波器,通过状态预测、高斯逆 Wishart 分量及权重更新等过程进行多扩展目标状态的估计,算法流程如图 3 所示。

假设扩展目标的运动模型服从线性高斯分布,扩展目标的扩展形状 $\mathbf{X}_k^{(i)}$ 服从逆威沙特分布,本文算法主要有预测和更新两个步骤。

1) 预测

假设 k 时刻,扩展目标的概率假设密度函数 $D_{k-1}(\mathbf{x})$ 表示为:

$$D_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{\gamma,k}^{(i)} \times IW(\mathbf{X}_k | \mathbf{v}_{klk-1}^{(i)}, \mathbf{V}_{klk-1}^{(i)}) \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,klk-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{S,klk-1}^{(i)} \otimes \mathbf{X}_k) \quad (13)$$

k 时刻,扩展目标状态的预测概率假设密度函数 $D_{klk-1}(\mathbf{x})$ 表示为:

$$D_{klk-1}(\mathbf{x}) = D_{S,klk-1}(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}) \quad (14)$$

存活目标的预测概率假设密度函数 $D_{S,klk-1}(\mathbf{x})$ 表示为:

$$D_{S,klk-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} \times IW(\mathbf{X}_k | \mathbf{v}_{klk-1}^{(i)}, \mathbf{V}_{klk-1}^{(i)}) \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,klk-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{S,klk-1}^{(i)} \otimes \mathbf{X}_k) \cdot p_s(\mathbf{x}) \quad (15)$$

式中: $\mathcal{N}(\cdot)$ 和 $IW(\cdot)$ 分别表示表示高斯分布和逆 Wishart 分布; $\mathbf{v}_{klk-1}^{(i)}$ 和 $\mathbf{V}_{klk-1}^{(i)}$ 分别表示第 i 个逆 Wishart 的自由度和逆尺度矩阵; $\mathbf{m}_{S,klk-1}^{(i)}$ 和 $\mathbf{P}_{S,klk-1}^{(i)}$ 分别表示高斯分布的均值和协方差矩阵; $w_{k-1}^{(i)}$ 表示第 i 个目标分量的权重; $p_s(\mathbf{x})$ 表示目标的存活概率;符号 \otimes 表示矩阵张量乘积。式(15)中均值、协方差等参数公式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{m}_{S,klk-1}^{(i)} = (\mathbf{F}_{k-1} \otimes \mathbf{I}_d) \mathbf{m}_{k-1}^{(i)} \\ \mathbf{P}_{S,klk-1}^{(i)} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^{(i)} \mathbf{F}_{k-1}^T \\ \mathbf{v}_{klk-1}^{(i)} = e^{-T_s} \mathbf{v}_{k-1}^{(i)} \\ \mathbf{V}_{klk-1}^{(i)} = \frac{\mathbf{v}_{klk-1}^{(i)} - d - 1}{\mathbf{v}_{k-1}^{(i)} - d - 1} \mathbf{V}_{k-1}^{(i)} \end{cases} \quad (16)$$

式中: \mathbf{F}_{k-1} 为状态转移矩阵; \mathbf{Q}_{k-1} 为过程噪声; T_s 为采样间隔; τ 为时间衰减常数。

式(14)中,新生目标集合的预测概率假设密度函数

$\gamma_k(\mathbf{x})$ 为:

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{\gamma,k}^{(i)} \times IW(\mathbf{X}_k | \mathbf{v}_{klk-1}^{(i)}, \mathbf{V}_{klk-1}^{(i)}) \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}, \mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)} \otimes \mathbf{X}_k) \quad (17)$$

式中: J_{k-1} 和 $J_{\gamma,k}$ 分别表示 $k-1$ 时刻的高斯逆 Wishart 分量数目与新生目标的高斯逆 Wishart 分量数目, $w_{k-1}^{(i)}$ 、 $\mathbf{m}_{k-1}^{(i)}$ 、 $\mathbf{P}_{k-1}^{(i)}$ 分别表示第 i 个高斯逆 Wishart 分量的权重,均值以及协方差。

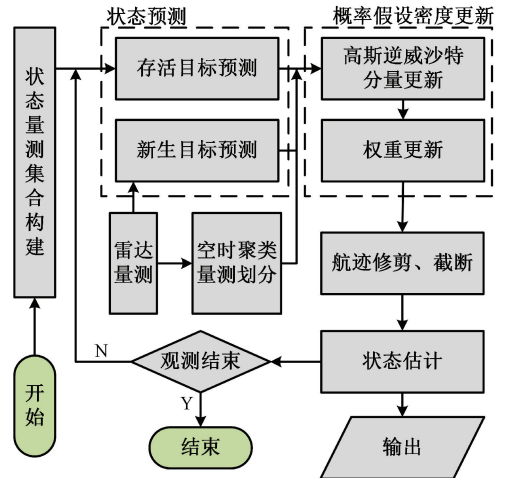


图 3 雷达抗干扰多扩展目标跟踪算法流程

Fig. 3 Flowchart of radar anti-interference multi-extended target tracking algorithm

2) 更新

假设每时刻传感器得到的每个目标的量测数目服从泊松分布 $\gamma(\mathbf{x})$,则目标不产生量测的概率为 $e^{-\gamma(\mathbf{x})}$,每个目标至少产生一个量测的概率为 $1 - e^{-\gamma(\mathbf{x})}$ 。当传感器的检测概率为 $p_D(\mathbf{x})$,每个目标实际被检测的概率为 $(1 - e^{-\gamma(\mathbf{x})})p_D(\mathbf{x})$ 。则多扩展目标的伪似然函数 $L_{Z_k}(\mathbf{x})$:

$$L_{Z_k}(\mathbf{x}) = 1 - (1 - e^{-\gamma(\mathbf{x})})p_D(\mathbf{x}) + e^{-\gamma(\mathbf{x})}p_D(\mathbf{x}) \sum_{p_m \subset Z_k} \omega_p \sum_{W_m^n \in p_m} \frac{\gamma(\mathbf{x})^{|W_m^n|}}{d_w} \prod_{z_k \in W_m^n} \frac{\phi_{z_k}(\mathbf{x})}{\lambda_k c_k(z_k)} \quad (18)$$

式中: $\phi_{z_k}(\mathbf{x})$ 表示单个目标的似然函数; $\lambda_k c_k(z_k)$ 表示杂波强度; Z_k 表示量测点迹集合; p_m 表示量测集合 Z_k 的第 m 个划分; W_m^n 为划分 p_m 的第 n 个非空子集; ω_p 和 d_w 分别表示为划分和非空子集 W 的权值系数; $|W_m^n|$ 表示划分 p_m 中的第 n 个子集 W_m^n 中量测 z_k 的数目。则 k 时刻,经过量测更新后的后验概率假设密度函数可表示为:

$$D_k(\mathbf{x}) = D_{k-1}(\mathbf{x}) \cdot L_{Z_k}(\mathbf{x}) = D_{klk}^{ND}(\mathbf{x}) + \sum_{p_m \subset Z_k} \sum_{W_m^n \in p_m} D_{klk}^D(\mathbf{x}, W_m^n) \quad (19)$$

式中: $D_{klk}^{ND}(\mathbf{x})$ 为漏检目标的概率密度函数,如式(20)。

$$D_{klk}^{ND}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{klk-1}} w_{klk}^{(j)} \times IW(\mathbf{X}_k; \mathbf{v}_{klk}^{(j)}, \mathbf{V}_{klk}^{(j)}) \times \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{klk}^{(j)}, \mathbf{P}_{klk}^{(j)}) \quad (20)$$

式中: $w_{klk}^{(j)}$ 为第 j 个漏检目标权重, 如式 (21)。

$$w_{klk}^{(j)} = (1 - (1 - e^{-\gamma(i)}) p_D(\mathbf{x})) w_{klk-1}^{(j)} \quad (21)$$

检测到目标的更新后的概率假设密度函数 $D_{klk}^D(\mathbf{x}, W_m^n)$ 表示为:

$$D_{klk}^D(\mathbf{x}, W_m^n) = \sum_{i=1}^{J_{klk-1}} w_{klk}^{(i)} \cdot IW(\mathbf{X}_k; \mathbf{v}_{klk}^{(i, W_m^n)}, \mathbf{V}_{klk}^{(i, W_m^n)}) \times \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{klk}^{(i, W_m^n)}, \mathbf{P}_{klk}^{(i, W_m^n)} \otimes \mathbf{X}_k) \quad (22)$$

其中, 高斯分布、逆 Wishart 分布的状态、协方差、自由度以及逆尺度矩阵参数如式 (23)。

$$\begin{cases} \mathbf{m}_{klk}^{(i, W_m^n)} = \mathbf{m}_{klk-1}^{(i)} + (\mathbf{K}_{klk-1}^{(i)} \otimes \mathbf{I}_d) \boldsymbol{\varepsilon}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} \\ \mathbf{P}_{klk}^{(i, W_m^n)} = \mathbf{P}_{klk-1}^{(i)} - \mathbf{K}_{klk-1}^{(i)} \mathbf{S}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} (\mathbf{K}_{klk-1}^{(i)})^T \\ \mathbf{v}_{klk}^{(i, W_m^n)} = \mathbf{v}_{klk-1}^{(i)} + |W_m^n| \\ \mathbf{V}_{klk}^{(i, W_m^n)} = \mathbf{V}_{klk-1}^{(i)} + \mathbf{N}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} + \mathbf{Z}_k^{W_m^n} \end{cases} \quad (23)$$

其中, 更新所用的参数如式 (24)。

$$\begin{cases} \mathbf{K}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} = \mathbf{P}_{klk}^{(i)} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{S}_{klk-1}^{(i, W_m^n)})^T \\ \mathbf{S}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} = \mathbf{H} \mathbf{P}_{klk}^{(i)} \mathbf{H}_k^T + \frac{1}{|W_m^n|} \\ \mathbf{N}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} = (\mathbf{S}_{klk-1}^{(i, W_m^n)})^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} (\boldsymbol{\varepsilon}_{klk-1}^{(i, W_m^n)})^T \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{klk-1}^{(i, W_m^n)} = \bar{\mathbf{z}}_k^{W_m^n} - (\mathbf{H}_k \otimes \mathbf{I}_d) \mathbf{m}_{klk-1}^{(i)} \\ \mathbf{Z}_k^{W_m^n} = \sum_{z_k \in W_m^n} (z_k - \bar{\mathbf{z}}_k^{W_m^n}) (z_k - \bar{\mathbf{z}}_k^{W_m^n})^T \\ \bar{\mathbf{z}}_k^{W_m^n} = \frac{1}{|W_m^n|} \sum_{z_k \in W_m^n} z_k \end{cases} \quad (24)$$

式中: $\bar{\mathbf{z}}_k^{W_m^n}$ 和 $\mathbf{Z}_k^{W_m^n}$ 分别表示量测子集 W_m^n 的均值和尺度矩阵。更新过程的多目标伪似然函数 $\Phi_k^{(i, W_m^n)}$ 为:

$$\Phi_k^{(i, W_m^n)} = \frac{1}{(\pi^{|W_m^n|} |W_m^n| \mathbf{S}_{klk-1}^{(i, W_m^n)})^{d/2}} \times \frac{|\mathbf{V}_{klk-1}^{(i)}|^{-\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\mathbf{v}_{klk-1}^{(i)}}{2})}{|\mathbf{V}_{klk}^{(i, W_m^n)}|^{-\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\mathbf{v}_{klk}^{(i)}}{2})} \quad (25)$$

目标分量的权值 $w_{klk}^{(i)}$ 更新为:

$$w_{klk}^{(i)} = w_p \frac{\Gamma^{(i)} p_D(\mathbf{x})}{d_{W_m^n}} \Phi_k^{(i, W_m^n)} w_{klk-1}^{(i)} \quad (26)$$

其中, 划分类别 p 以及子集 W 各自的权重如式 (27)。

$$\begin{cases} w_p = \frac{\prod_{W \in p} d_W}{\sum_{p' \neq Z_k} \prod_{W' \in p'} d_{W'}} \\ d_{W_m^n} = \delta_{|W_m^n|, 1} + \sum_{l=1}^{J_{klk-1}} \Gamma^{(l)} p_D(\mathbf{x}) \Phi_W^{(l)} w_{klk-1}^{(l)} \\ \Gamma^{(i)} = e^{-\gamma(i)} (\frac{\gamma(i)}{\beta})^{1/W_m^n} \end{cases} \quad (27)$$

滤波器中其余高斯分量的均值以及协方差矩阵的更新均可直接在卡尔曼滤波框架内进行。

3 实验与仿真结果分析

首先利用仿真数据给出了雷达非相干干扰下本方法多行人扩展目标的跟踪结果, 然后分析了行人扩展目标扩展形状的误差及跟踪性能。同时为了更好的验证本文提出的多行人扩展目标抗干扰跟踪算法在雷达干扰场景下的有效性, 还利用 TI 公司 AWR2243 FMCW-MIMO 雷达作为受害雷达与 AWR1642 FMCW-MIMO 雷达作为干扰雷达进行交叉轨迹、不同信噪比与目标数目变化场景的跟踪, 进一步验证了本文方法的有效性。

3.1 仿真结果分析

图 4 所示为行人扩展目标的运动轨迹跟踪结果。高斯白噪声和干扰雷达发射于干扰信号加入到雷达回波信号中且信杂比为 5 dB。MIMO 雷达位于坐标原点, 干扰雷达位于 $(-1, 1)$ 处, 干扰雷达调频斜率为受害雷达调频斜率的 1.005 倍。如图 4(a) 所示, 能够看到明显的雷达干扰。整个观测过程持续 120 帧, 目标状态向量表示为 $\mathbf{x}_k = [p_x, p_y, v_x, v_y]^T$, 其中目标 1 的初始位置为 $(p_{x_1}, p_{y_1}) = (-5, 11)$, 目标 2 初始位置为 $(p_{x_2}, p_{y_2}) = (-4, 3)$, 目标 3 初始位置 $(p_{x_3}, p_{y_3}) = (-4, 9)$, 3 个目标均作匀速直线运动。结束时目标位置分别位于 $(-5, 9)$ 、 $(4, 9)$ 、 $(4, 3)$, 其中目标 2 与目标 3 在第 60 帧产生交叉。场景中杂波数目服从泊松分布, 均值为 3, 在 $[-10 \text{ m}, 10 \text{ m}] \times [0 \text{ m}, 16 \text{ m}]$ 上均匀分布。目标存活概率和检测概率分布为 $p_s = 0.99, p_d = 0.99$ 。最大高斯混合分量数目 $J_{\max} = 100$, 高斯项权值的修剪门限为 $Thred = 1 \times 10^{-4}$ 。图 4(b)~(e) 为单次实验跟踪结果, 标准扩展目标广义逆 Wishart 概率假设密度滤波器 (extended target generalized inverse Wishart PHD, ET-GIW-PHD) 的跟踪结果如图 4(b) 所示, 可以看出当目标发生近邻交叉时, 该方法在交叉区域内的目标形态估计出现偏差, 且目标轨迹存在一定程度的漂移。经过交叉后约 20 帧, 该方法的跟踪结果才逐渐收敛至真实轨迹, 图 4(c) 中 K-means PHD 滤波器虽然能够识别并跟踪多个目标, 但在目标交叉和干扰较强的区域会出现目标丢失。图 4(d) 为随机矩阵 (random matrix model, RMM) 方法的跟踪结果, 跟踪

结果依赖数据关联的质量,交叉后出现误跟踪以及跟丢目标的现象,相比之下,由图4(e)可知,本文提出的方法对多个目标的跟踪均较为稳定,在目标交叉后也能快速跟踪至真实轨迹。

图4(f)为不同方法在目标跟踪过程中的最优子模式分配(OSPA)距离随时间帧数的变化情况,标准ET-GIW-PHD滤波器在目标交叉区域(约50~70帧)内误差急剧上升,峰值接近1.4,且在交叉后较长时间内难以迅速恢复;K-means PHD方法同样在交叉区域表现出较大

波动,其误差峰值与标准方法接近,并需要约15帧才能逐步收敛;RMM方法交叉前的整体OSPA距离误差虽低于前两种方法,但在轨迹交叉之后,受雷达干扰影响无法收敛;相比之下,本文方法在交叉区域仅出现短暂的误差上升,并能在约10帧内迅速收敛至1以下,显示出在复杂交叉场景下具备更高的跟踪精度和更强的抗干扰能力。图4(g)和(h)分别为单个扩展目标长轴与短轴的估计结果,可以看出相较于其他对比方法,本文方法的长短轴能更快的收敛至真实值,并保持稳定跟踪。

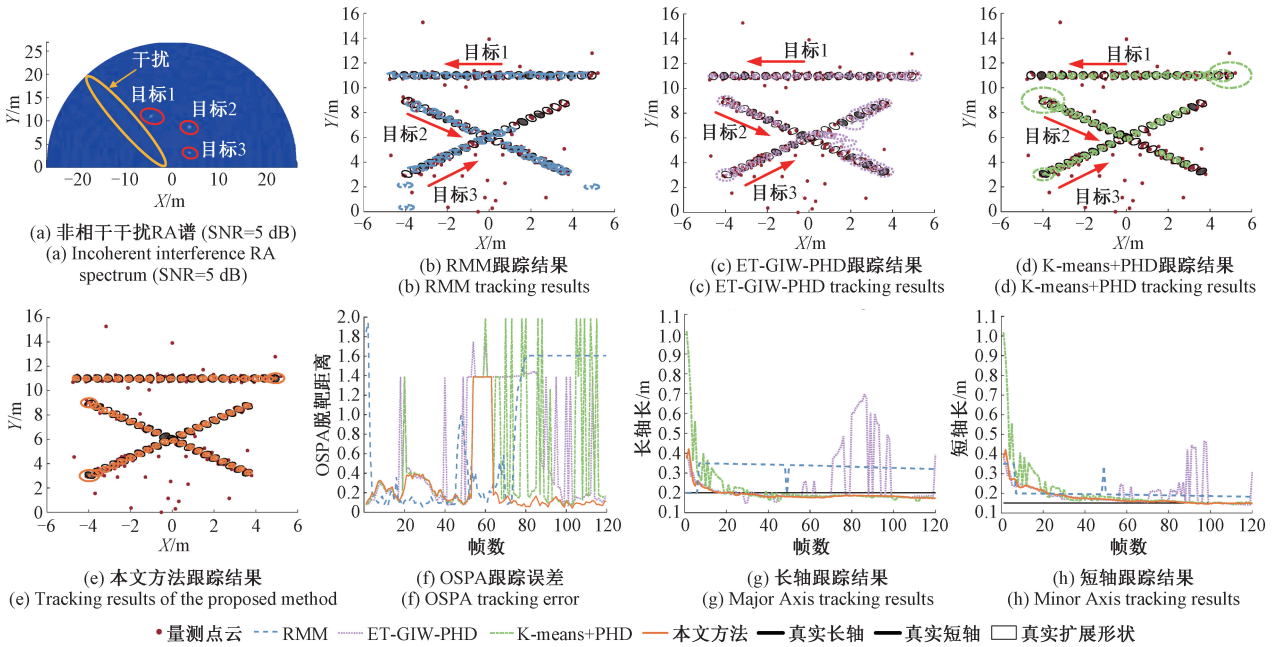


图4 非相干雷达互干扰场景下不同方法的多扩展目标跟踪仿真结果及误差

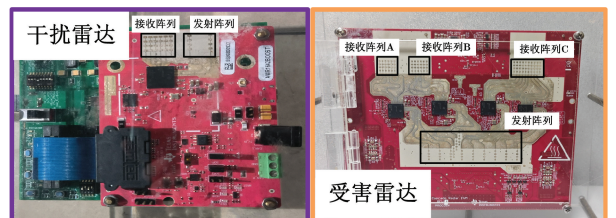
Fig. 4 Simulation results and error plots of multi-extended target tracking using different methods under incoherent radar mutual interference scenario

3.2 实验结果分析

本文实验均在雷达非相干干扰场景下进行,受害雷达以及干扰雷达参数设置如图5所示。其中使用TI公司AWR 2243级联MIMO毫米波雷达作为受害雷达置于坐标原点处,AWR 1642 BOOST作为干扰雷达放在(-1,1)处。

1) 非相干干扰轨迹交叉下多扩展目标跟踪

为了验证本文多扩展目标跟踪算法在轨迹交叉场景跟踪的有效性,行人以恒定速度按预设轨迹运动,其中目标2与目标3于(0,6)附近轨迹发生交叉随后分开。实验结果如图6所示,图6(a)为实验场景图与雷达,信号距离角度谱,可以看出受害雷达受到明显干扰。图6(b)~(e)为跟踪结果示意图,相较于其他对比方法,本文所提方法对多个目标的跟踪均较为稳定。图6(f)为OSPA图,相较于其他对比方法,本文方法的OSPA长时



雷达参数	AWR1642 BOOST(干扰雷达)	级联MIMO 2243(受害雷达)
调频斜率	85.117 MHz/ μ s	85.021 MHz/ μ s
载波频率	77 GHz	77 GHz
采样率	4 500 KHz	9 000 KHz
调频周期	66.41 μ s	50.00 μ s

图5 实验设备及实验参数设置

Fig. 5 Experimental equipment and parameter settings

间稳定于0.5以下,在目标交叉过程中发生短暂上升,但仍保持在2.5以内,有更强的稳定性及抗干扰性能。图6

(g) 和(h) 分别为扩展目标长轴短轴的估计结果, 相较于 RMM, 本文方法短轴收敛至真实值附近仅需 8 帧, 收敛

迅速。且本文方法能在错误估计长短轴时, 能在 2 帧内快速恢复, 抗干扰能力极强。

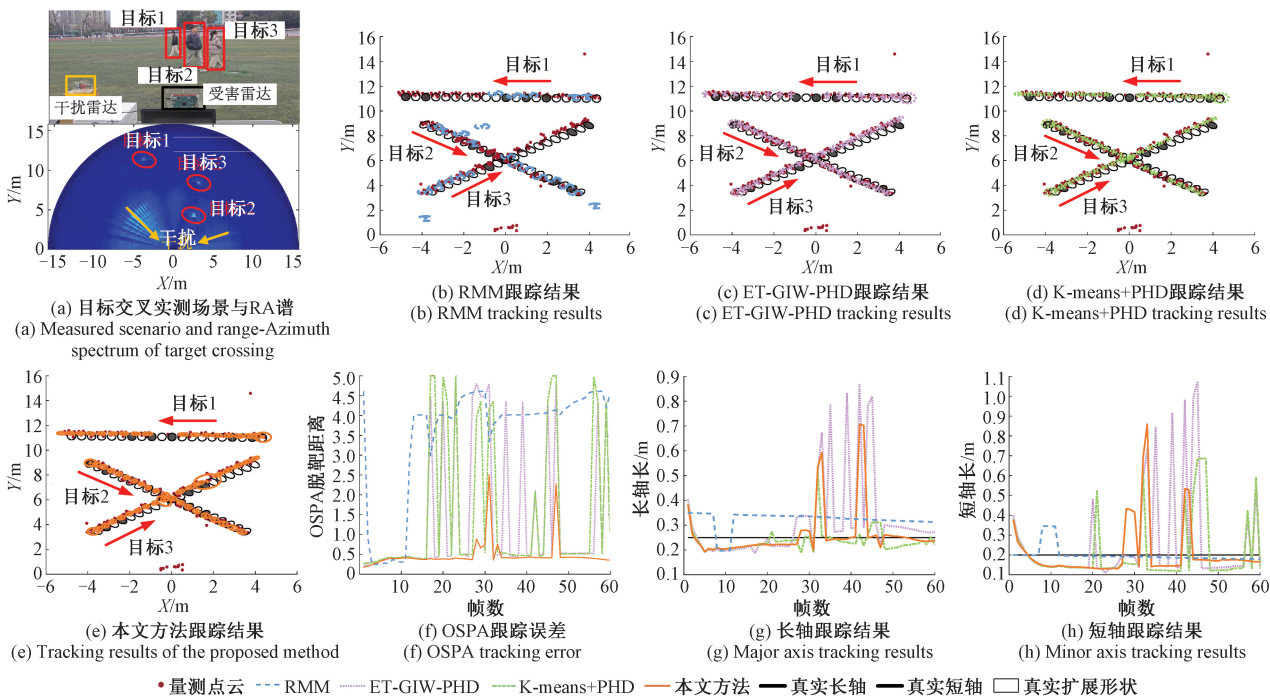


图 6 非相干干扰轨迹交叉场景下不同方法跟踪结果及误差

Fig. 6 Tracking results and error plots of different methods under incoherent interference with trajectory-crossing scenario

2) 不同距离下扩展目标轨迹跟踪实验结果

为验证本文方法在不同信噪比环境下的有效性, 在 4、8 和 12 m 处分别设置一个目标进行了一组实验, 实验结果如图 7 所示。图 7(a) 中距离角度谱中所示, 目标 1 与雷达间的距离最远, 距离角度谱上的能量最弱, 目标的信噪比最低, 检测到的量测点变少。图 7(b) ~ (e) 为不同方法的跟踪结果示意图, 相较于其他对比方法, 本文所提方法未出现目标丢失或误跟踪的情况。图 7(f) 为 OSPA 误差图, 可以看出, 相较于其他对比方法, 本文方法 OSPA 误差始终低于 0.6, 且在受到干扰产生波动后能快速恢复。图 7(g) 和 (h) 分别为长轴和短轴的跟踪结果, 相较于其他对比方法, 本文方法能快速收敛至真实值附近, 并稳定在 5% 以内。

3) 目标数目变化多扩展目标轨迹跟踪

为验证干扰场景下行人目标数变化时本文所提方法的有效性, 设置了一组行人进出雷达视场的实验, 实验结果如图 8 所示。实验轨迹如图 8(a) 所示, 其中目标 2 由视场外进入雷达视场, 目标 3 由视场内离开雷达视场, 目标 1 始终运动在雷达视场中。图 8(a) 中, 距离角度谱中可以看到明显的雷达干扰。图 8(b) ~ (e) 为单次实验的跟踪结果图, 相较于对比方法, 本文方法能够更快的跟踪上新生目标。从图 8(f) 可以看出, 在第 11 帧时和第 38

帧时, 目标 1 与目标 3 分别先后进入雷达视场与离开雷达视场, 场景中目标数目发生变化, 相较于其他对比方法, 本文方法 OSPA 能够快速稳定并收敛至 1 m 以内, 说明本方法能够适应目标数目变化场景。图 8(g) 和 (h) 分别为扩展目标长轴与短轴跟踪结果, 可以看出相较于其他方法本文方法能够较稳定的跟踪扩展目标的形态, 抗干扰能力强。

4) 曲线轨迹下多扩展目标轨迹跟踪

为了进一步验证算法在更极端运动模式下的性能, 设置了一组非相干干扰场景下, 行人目标沿预设曲线轨迹运动的实验, 实测场景如图 9(a) 所示。受害雷达所处位置视为坐标原点处, 干扰雷达放置于 s 处, 行人目标分别按照预设轨迹进行运动, 其中目标 1 与目标 3 的轨迹为曲线, 目标 1 从 $(-5, 10)$ 运动至 $(3, 10)$, 目标 3 从 $(-4, 4)$ 运动至 $(4, 6)$ 。而目标 2 则为直线运动, 由 $(-4, 7)$ 运动至 $(5, 7)$ 。受害雷达的调频斜率设置为 $85.021 \text{ MHz}/\mu\text{s}$, 干扰雷达调频斜率为 $85.117 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ 。如图 9(b) 所示, 能够看到明显雷达干扰。图 9(c) 为本文所提方法跟踪结果示意图, 可以看出本文方法在受到干扰雷达影响时, 能够更快的收敛至真实轨迹处。图 9(d) 为不同方法的 OSPA 随帧数的变化情况, 在 20 ~ 30 帧时, 受害雷达受到干扰雷达攻击, 导致目标 1 漏检, 此时 RMM、标准 ET-

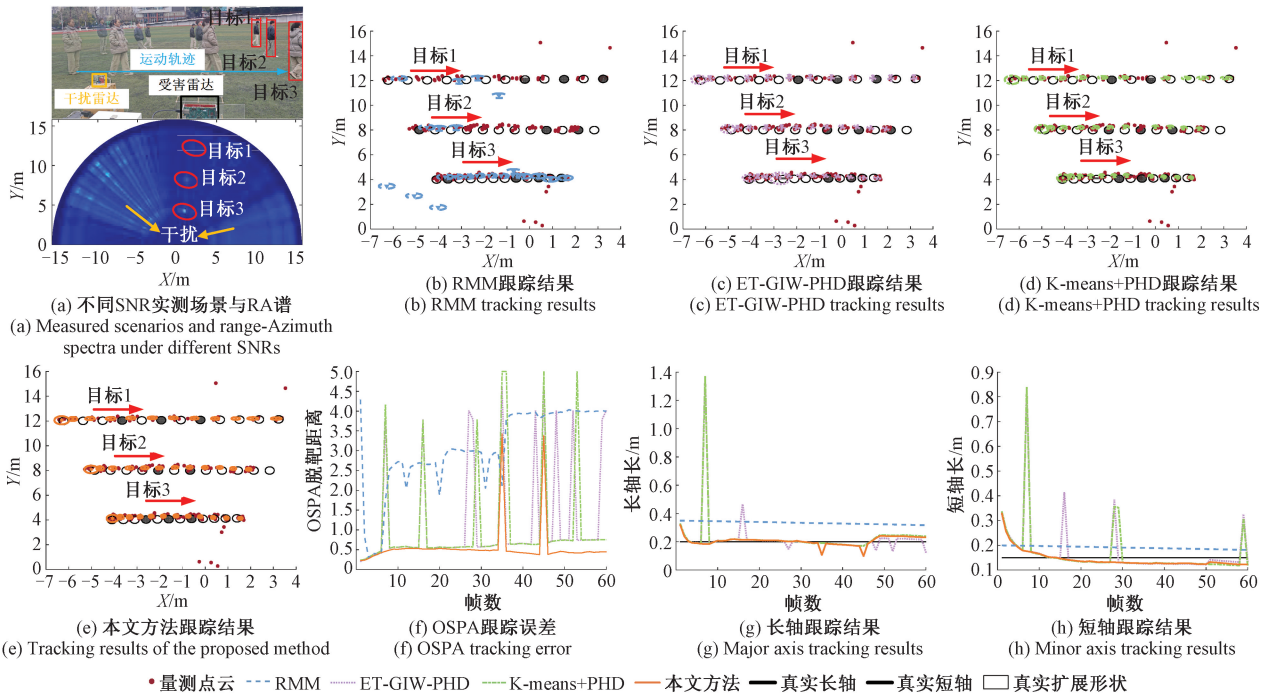


图 7 非相干干扰下不同 SNRs 场景不同方法跟踪结果及误差

Fig. 7 Tracking results and errors of different methods under incoherent interference in scenarios with varying SNR

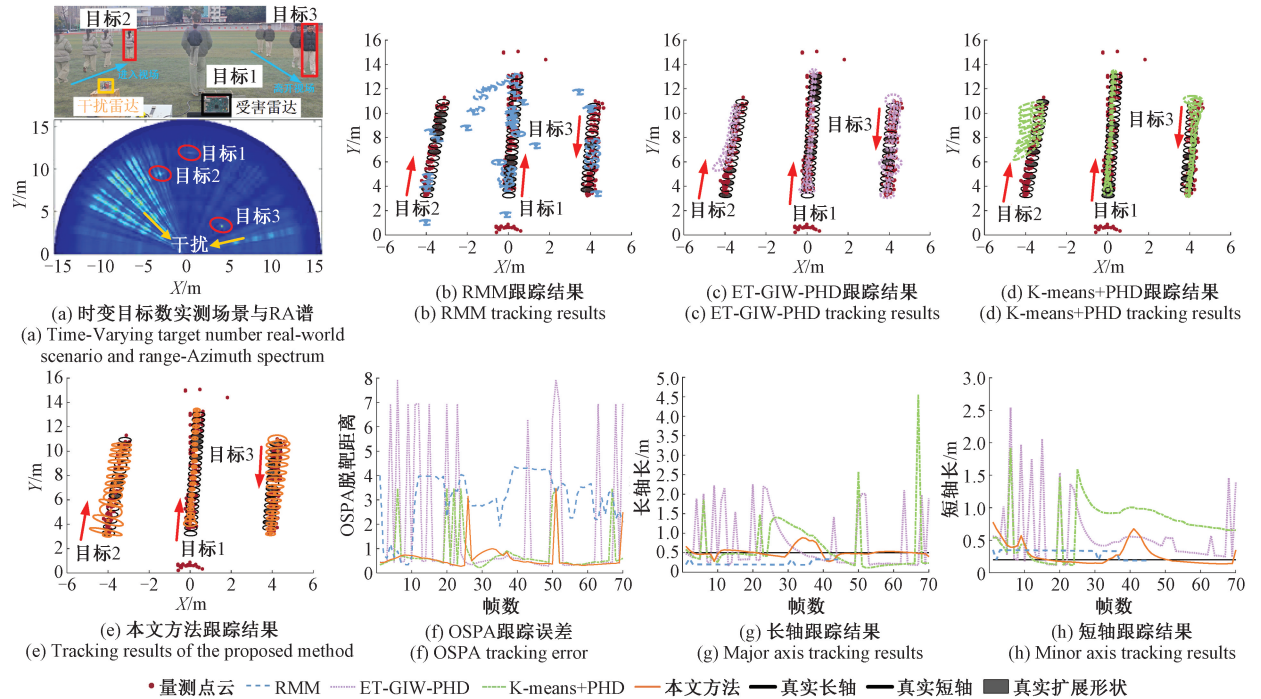


图 8 非相干干扰下目标数变化场景不同方法跟踪结果及误差

Fig. 8 Tracking results and errors of different methods under incoherent interference in scenarios with varying target number

GIW-PHD 和 K-means PHD 方法的 OSPA 均迅速上升,由 0.25 上升至 4.5。RMM 方法在受到干扰影响后,OSPA 一直发散。标准 ET-GIW-PHD 和 K-means PHD 方法的

OSPA 在目标 1 检测到后,能够缓慢收敛,由峰值逐渐降低至 1。相比之下,本文所提的方法,充分利用目标轨迹的时空相关性,结合空时聚类,使得在非相干干扰攻击

下,本文所提方法的 OSPA 依然能保持 0.25,表现出良好的抗干扰能力。图 9(e)和(f)分别为不同方法单个扩展目标长轴与短轴的估计结果,可以看出本文所提方法的长短轴估计值更接近真实值,并且误差在 0.04 以内的帧数占总帧数的 80%,表现出良好的抗干扰能力。

踪,在未来工作中,将进一步开展相干干扰、相干/非相干混合干扰、多雷达联合干扰等复杂场景多扩展目标抗干扰跟踪方法研究。

参考文献

[1] YANG D, GUO Y, YIN T, et al. Cost-effective Gaussian processes based extended target tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6) :8282-8296.

[2] ZHOU Y, SU H, TIAN S, et al. Multiple-kernelized-correlation-filter-based track-before-detect algorithm for tracking weak and extended target in marine radar systems [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(4) :3411-3426.

[3] ZENG J, MITRA D, CHEN M, et al. Camera-assisted radar detection clustering for extended target tracking [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73:1-17.

[4] TUNCER B, OZKAN E. Random matrix based extended target tracking with orientation: A new model and inference [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69:1910-1923.

[5] HE S, SHIN H S, TSOURDOS A. Information-theoretic joint probabilistic data association filter [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2021, 66 (3) : 1262-1269.

[6] GRANSTRÖM K, BAUM M. A tutorial on multiple extended object tracking [J]. TechRxiv, 2022, DOI: 10.36227/techrxiv.19115858.v1.

[7] CHEN M, THARMARASA R, KIRUBARAJAN T, et al. An assignment method for multiple extended target tracking with azimuth ambiguity based on Pseudo measurement set [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(11) :15512-15531.

[8] WANG S, MEN C, LI R, et al. A maneuvering extended target tracking imm algorithm based on second-order EKF [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73:1-11.

[9] NALLABOLU P, RODRIGUEZ D, LI C. Emulation and malicious attacks to Doppler and FMCW radars for human sensing applications [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2023, 71 (2) : 805-817.

[10] JIAO Q, YANG X. Distributed variational measurement update for extended target tracking with random matrix [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(4) :3792-3806.

[11] LAN J. Extended object tracking using random matrix with extension-dependent measurement numbers [J].

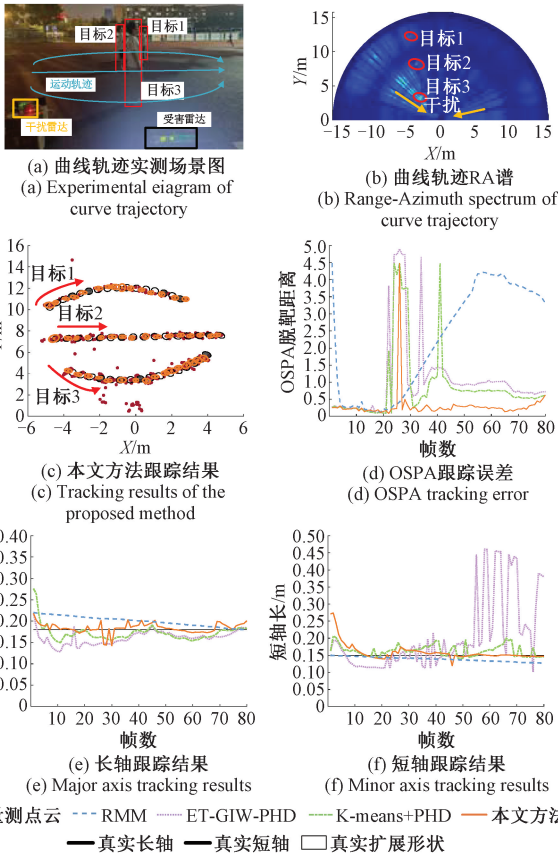


图 9 非相干干扰下曲线轨迹场景跟踪结果及误差

Fig. 9 Tracking results and error plots for curved trajectory scenario under incoherent interference

4 结 论

本文针对雷达宽频干扰导致接收信号信噪比低,造成微弱扩展目标漏检概率高、状态估计误差大的问题,提出了一种联合空时聚类与概率假设密度滤波的抗干扰跟踪方法。该方法基于随机有限集理论构建目标状态与量测模型,利用空时聚类实现动态量测集合的高效划分,并结合概率假设密度函数有效滤除虚假目标,解决了传统方法在量测划分爆炸和干扰抑制方面的不足。实验结果表明,所提方法在目标轨迹交叉及目标数目变化等复杂场景下表现出较强鲁棒性和高精度,OSPA 误差在 0.5 m 以内的跟踪点迹占比超过 95%,综合性能优于对比算法。然而,本文所提方法仅适用于非相干干扰场景多目标跟

- IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(4):4464-4477.
- [12] JIAO H, YAN J, PU W, et al. Wideband sensor resource allocation for extended target tracking and classification [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2025, 73:55-66.
- [13] MEYER F, WILLIAMS J. Scalable detection and tracking of geometric extended objects [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 6283-6298.
- [14] SUN M, DAVIES M E, PROUDLER I K, et al. Adaptive kernel Kalman filter based belief propagation algorithm for maneuvering multi-target tracking [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29:1452-1456.
- [15] GRANSTROM K, FATEMI M, SVENSSON L. Poisson multi-Bernoulli mixture conjugate prior for multiple extended target filtering [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(1): 208-225.
- [16] LI Y, WEI P, CHEN Y, et al. Message passing based extended objects tracking with measurement rate and extension estimation [C]. 2021 IEEE Radar Conference (RadarConf21), 2021:1-6.
- [17] WANG Y, CHEN X, GONG C, et al. Non-ellipsoidal infrared group/extended target tracking based on poisson multi-bernoulli mixture filter and B-spline [J]. Remote Sensing, 2023, 15(3):60. doi:10.3390/rs15030606.
- [18] 刘艺多, 姬红兵, 张永权. 基于联合似然函数的多扩展目标广义标签多伯努利滤波器 [J]. 电子与信息学报, 2023, 45(4):1303-1312.
LIU Y D, JI H B, ZHANG Y Q. A multiple extended target generalized labeled multi-Bernoulli filter based on joint likelihood function [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(4):1303-1312.
- [19] LIU B, THARMARASA R, JASSEMI R, et al. RFS-based multiple extended target tracking with resolved multipath detections in clutter [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(10): 10400-10409.
- [20] 陈辉, 张丁丁, 连峰, 等. 扩展目标跟踪 Student's t 逆 Wishart 平滑算法 [J]. 电子与信息学报, 2024, 46(8):3353-3362.
CHEN H, ZHANG D D, LIAN F, et al. Student's t inverse wishart smoothing algorithm for extended target tracking [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(8):3353-3362.
- [21] 方鑫, 何敏, 黄大荣, 等. 毫米波雷达微弱行人轨迹跟踪-预测一体化方法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11):300-309.
FANG X, HE M, HUANG D R, et al. Integrated trajectory tracking and prediction method for weak pedestrian with millimeter wave radar [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument [J], 2023, 44(11): 300-309.
- [22] LI P, CHEN C, SUN Y, et al. Poisson multi-bernoulli mixture filter for multiple extended object tracking using Kolmogorov-Smirnov test [J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(4):6541-6555.
- [23] WALDSCHMIDT C, HASCH J, MENZEL W. Automotive radar—from first efforts to future systems [J]. IEEE Journal of Microwaves, 2021, 1(1):135-148.
- [24] FAN W, LIANG J, CHEN Z, et al. Spectrally compatible aperiodic sequence set design with low cross- and auto-correlation PSL [J]. Signal Processing, 2021, 183:107960.
- [25] AITTOMAKI T, KOIVUNEN V. Mismatched filter design and interference mitigation for MIMO radars [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(2): 454-466.
- [26] 戴金洲, 杜磊, 沙硕, 等. 环境感知毫米波雷达抗干扰算法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(9): 126-132.
DAI J ZH, DU L, SHA SH, et al. Anti-interference algorithm of environment-aware millimeter wave radar [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9):126-132.

作者简介



何昌龙, 2023 年于西南石油大学获得学士学位, 现于西南石油大学攻读硕士学位, 主要研究方向为雷达信号处理与智能感知。

E-mail: Hecl511@163.com

He Changlong received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2023. He is now a M. Sc. candidate at Southwest Petroleum University. His main research interests include radar signal processing and intelligent perception.



方鑫 (通信作者), 分别在 2012 年和 2015 年于重庆邮电大学获学士和硕士学位, 2019 年于电子科技大学获博士学位, 现为西南石油大学副教授, 主要研究方向为多智能体协作感知。

E-mail: fangxin@swpu.edu.cn

Fang Xin (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2012 and 2015, respectively, and

received his Ph. D. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2019. He is now an associate professor at Southwest Petroleum University. His main research interest includes multi-agent collaborative perception.



张振源, 分别在 2012 年于黄淮学院获得学士学位, 2015 年和 2019 年于重庆邮电大学获得硕士学位和博士学位, 现为重庆交通大学副教授, 主要研究方向为深度学习及雷达信号处理。

E-mail: zzhenyuan@cqjtu.edu.cn

Zhang Zhenyuan received his B. Sc. degree from HuangHuai University in 2012, M. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2015 and Ph. D.

degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2019. He is now an associate professor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include deep learning and radar signal processing.



周牧, 2012 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学教授, 主要研究方向为无线电定位与导航技术。

E-mail: zhomu@cqupt.edu.cn

Zhou Mu received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2012. He is now a professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include wireless positioning and navigation technology.