

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513859

基于随机有限集理论的雷达抗干扰目标跟踪方法*

蒋 康¹, 张志勇², 张振源³, 杜雪飞², 谭 锐²

(1. 重庆交通大学信息科学与工程学院 重庆 400074; 2. 重庆赛迪奇智人工智能科技有限公司 重庆 400074;
3. 重庆交通大学交通运输学院 重庆 400074)

摘 要:在密集车辆感知场景中,由于在车辆间雷达发射信号缺少协调机制,使得接收雷达回波极易受到邻近车辆发射信号的干扰,导致雷达视野内产生虚假目标并引发真实目标跟踪失败。为解决上述挑战,提出一种基于高斯混合概率假设密度滤波的雷达抗干扰目标跟踪方法。首先,利用时频变换技术对雷达接收信号进行特征分析,阐明干扰信号对真实目标回波的影响机理。接着,考虑到干扰强度变化会造成检测目标时变,不同于传统针对目标点的“状态-量测”显式关联思路,基于随机有限集理论构建状态和量测集合,并引入自适应关联权重,建模“状态-量测”集合间的隐式映射关系。最后,为进一步融入“真实-虚假”目标的时空分布特征,采用高斯混合概率假设密度滤波方法求解上述过程,能够有效降低虚假目标干扰,并实现动态数目条件下目标的准确跟踪。利用 TI 公司的毫米波雷达在真实场景中开展了方法验证,于被测车辆前方布设同频雷达以施加射频干扰。干扰条件下,雷达谱底噪显著抬升,信噪比降至-10 dB 以下。试验结果表明,该方法在目标交叉与遮挡等复杂场景中仍能实现稳定跟踪;虚假目标抑制性能卓越,使跟踪误差较其他算法降低约 50%,充分验证了该方法的优异抗干扰性能。

关键词:毫米波雷达;相干干扰;虚假目标;随机有限集;高斯混合概率假设密度;多目标轨迹跟踪

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

Random finite set theory-based method for radar anti-interference target tracking

Jiang Kang¹, Zhang Zhiyong², Zhang Zhenyuan³, Du Xuefei², Tan Rui²

(1. School of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. Chongqing Saidi Qizhi Artificial Intelligence Technology Co., Ltd., Chongqing 400074, China; 3. School of Traffic and Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: In dense vehicle-perception environments, the lack of coordination among vehicular radar transmissions leads to severe mutual interference, resulting in false target generation and failure in tracking actual objects. To overcome these challenges, this paper proposes a radar anti-interference target-tracking method based on the Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density (GM-PHD) filter. Initially, time-frequency transformation techniques are employed to extract salient signal features, revealing how interfering signals distort genuine radar echoes. Recognizing that interference intensity causes time-varying detectability of targets, the proposed approach departs from traditional explicit state-measurement association strategies. Instead, both state and measurement sets are modeled within the Random Finite Set (RFS) framework, and an adaptive association weight is introduced to represent their implicit correlation. To further leverage the spatiotemporal distribution characteristics of true and false targets, the GM-PHD filter is utilized to perform multi-target tracking and false target suppression under dynamically changing target counts. Real-world validation is conducted using a TI millimeter-wave radar platform, where an identically tuned radar placed in front of the test vehicle introduces deliberate RF interference. Under these conditions, the radar's noise floor is significantly elevated and the signal-to-noise ratio drops below -10 dB. Experimental results demonstrate that the proposed method maintains robust and accurate tracking performance in challenging scenarios, including target

收稿日期: 2025-03-26 Received Date: 2025-03-26

* 基金项目: 重庆市渝中区技术创新与应用发展项目 (20240103) 资助

crossing and occlusion. Compared with benchmark algorithms, it achieves approximately a 50% reduction in tracking error, thereby validating its effectiveness and strong anti-interference capability in practical vehicular environments.

Keywords: millimeter-wave radar; coherent interference; false targets; random finite set; Gaussian mixture probability hypothesis density; multi-target trajectory tracking

0 引言

近年来,随着居民物质生活水平的日益提升,汽车成为人们主要的出行工具,这极大促进了汽车工业的发展,也带来了更大的驾驶需求。其中,自动驾驶(automated driving system, ADS)成为当前汽车科技领域的焦点之一。在自动驾驶中,环境感知系统是自动驾驶的眼睛。而毫米波雷达^[1-3]是感知系统中的关键传感器,其能够实现高精度的环境感知,可有效检测车辆、行人、障碍物和道路标志等重要目标。尤其,毫米波雷达能够在各种恶劣天气条件下稳定运行,包括雨、雪、雾和夜晚等情况,相较于视觉^[4]、激光雷达^[5-6]等传感器具有全天时、全天候的感知特性,且体积小、成本低的优势在自动驾驶汽车中部署极广。

随着毫米波雷达的广泛部署,基于调频连续波-多输入多输出(frequency modulated continuous wave-multi input multi output, FMCW-MIMO)技术实现高性能环境感知的能力面临新的挑战^[7]。在大规模部署场景下,毫米波雷达间的互干扰可能对系统性能产生显著影响,进而成为亟待解决的关键问题。首先,由于雷达之间的相互干扰导致出现底噪和虚假目标,从而直接影响到目标跟踪与检测,甚至跟踪到虚假目标上。其次,由于现实道路场景的复杂性和动态性,目标数量呈现动态复杂变化,这导致了数据关联的复杂性,可能导致目标轨迹中断、真实目标丢失和实时性无法满足,进而显著影响多目标跟踪性能^[8-10]。

目前,传统多目标跟踪算法基于“量测航迹”数据关联技术,把多目标跟踪(multiple target tracking, MTT)问题“解耦”成多个单目标跟踪问题加以解决,其中典型的方法有全局最近邻(global nearest neighbor, GNN)方法^[11]、联合概率数据关联(joint probability density association, JPDA)方法^[12]等。GNN通过全局最优分配实现高效关联,但密集杂波中易因局部最优选择失效。JPDA通过联合概率来优化多目标关联,能够有效缓解歧义问题,但其计算复杂度会随目标数量呈指数级增长。尽管这些方法在简单场景中表现良好,但在目标交叉、新目标生成或目标合并、以及密集杂波的真实道路中,量测集划分与数据关联面临严峻挑战。此外,传统的多目标跟踪算法通常假设量测数据能够准确地反映目标的实际状态,而在互干扰场景中,这一假设并不成立^[13-15]。虚假目标的存在和杂波量测的增加会使得目标状态估计的准确性大大降低,甚至导致跟踪丢失。而随机有限集理论

是一种处理多目标动态系统不确定性的理论框架,将每一个时刻的元素状态和数量建模为随机的集合,通过集合对集合之间的运算进行求解,不再关注于具体的量测划分以及对应的量测状态。其中高斯混合概率假设密度(Gaussian mixture probability hypothesis density, GM-PHD)^[16-18]是一种基于随机有限集理论的多目标跟踪实现方法,通过递推更新目标的概率密度函数来进行多目标跟踪。具体的来说 GM-PHD 方法通过高斯混合概率假设密度对目标状态进行概率表征,避免了显式的数据关联过程,而是通过概率密度函数的形态和参数变化来描述目标的存在和运动状态^[19]。在上述方法中都没有考虑在互干扰场景下的雷达接收到的信号中往往包含大量的虚假量测和干扰信号的影响,这些干扰信号可能与真实目标的回波信号在距离、多普勒频率或角度特征上产生混淆,从而显著增加数据关联的难度^[20-22]。同时需要指出的是,现有研究对 GM-PHD 方法在真实环境下的跟踪效能验证仍存在明显不足,特别是在复杂互干扰场景中,该方法对轨迹维持的鲁棒性尚未得到充分验证。

基于上述分析,提出一种 GM-PHD 抗攻击跟踪方法。该方法通过引入干扰信号建模,针对虚假目标随机分布、短暂存在的特点,多帧更新累积削弱其权值,利用权值筛选剔除低权值和无法关联的分量,从而有效抑制雷达互干扰中的虚假目标影响。所提出的方法采用高斯混合模型精确描述目标状态分布,并通过多目标概率假设密度滤波实现可变目标数量的鲁棒跟踪。主要贡献为:

- 1) 在对互干扰场景中雷达接收回波信号进行处理的基础上,利用时频变换技术对真实-虚假目标时空特征进行辨识,阐明干扰信号对真实目标回波的影响机理。

- 2) 提出了基于高斯混合概率假设密度滤波的雷达抗干扰目标跟踪方法,通过融入“真实-虚假”目标的时空分布特征,实现对虚假目标的抑制和对真实目标的跟踪。

- 3) 基于 TI 车载 FMCW-MIMO 毫米波雷达,在真实城市道路交通场景下验证所提毫米波雷达互干扰场景道路目标轨迹跟踪方法的有效性。

1 雷达互干扰信号建模

根据干扰信号与雷达参数的不同,干扰分为相干干扰和非相干干扰^[23-24]。两者都会影响受害雷达的量测数据,但危害程度不同。相干干扰由于其参数与受害雷达

信号一致,会导致虚假目标出现,这些虚假目标在距离、速度和方位角上与真实目标完全一致,严重干扰目标检测与轨迹跟踪,对雷达感知产生巨大影响。非相干干扰则表现为底噪现象,虽然降低雷达的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR),但影响较轻。因此,主要研究相干干扰。

1.1 雷达回波建模

图1展示了干扰信号导致虚假目标形成的过程。首先展示干扰信号与受害雷达的发射信号存在一定延迟,从时频特性来看,它们的信号完全一致。随后,通过对信号进行傅里叶变换,将时频信号转换为频域信号,可以观察到在时间和频率上出现了两个频率稳定的中频信号,其中一个对应真实目标,另一个则由干扰信号形成虚假目标。接着,图中对比了真实回波与虚假回波在幅度和相位等方面的差异,最后在频率-幅度图中同时显示了真实目标及其对应的虚假目标。接下来对信号进行更加详细的分析。

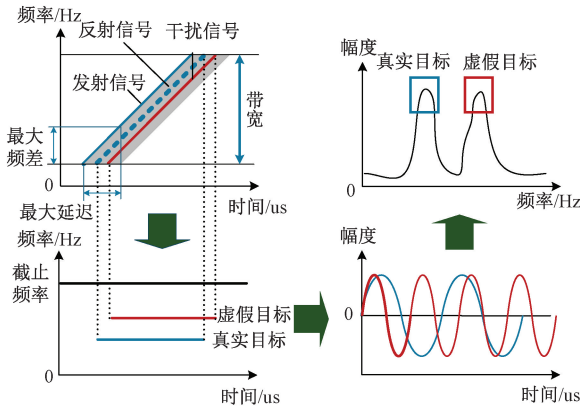


图1 干扰信号导致虚假目标示意图

Fig. 1 Schematic diagram of false targets induced by coherent interference signals

毫米波雷达通过天线发射频率随时间线性变化的连续波 $s(t)$, 其表达式为:

$$s(t) = A_s \cdot \cos[2\pi f_c(\hat{t} + n_v T_p) + S\pi(\hat{t})^2 + \varphi_0] \quad (1)$$

其中, A_s 表示发射信号幅度, f_c 表示起始频率, T_p 表示一个 Chirp 周期, T_c 表示周期内有效工作时间, S 为调频斜率, $n_v = 0, 1, \dots, N-1$ 为雷达框架 N 个 chirp 的下标, $\hat{t}$ 表示为 $[0, T_p]$ 中的某一个时间戳, φ_0 是初始相位。

发射的调频连续波遇到目标时,由于信号在传播过程中需要传播时间,因此反射信号相对于原始发射信号会出现时间延迟。此外,如果目标处于运动状态,根据多普勒效应,反射信号的频率也会发生偏移。其目标的反射信号为 $r(t)$, 表达式写成:

$$r(t) = A_t \cdot \cos[2\pi f_c(\hat{t} - \tau + n_v T_p) + S\pi(\hat{t} - \tau)^2 + \varphi_0] \quad (2)$$

其中, A_t 表示反射信号幅度, 信号的传播延迟为 $\tau = 2[R + v(t + n_v T_p)]/c + m d \sin \theta / \lambda$, 表示信号从发射天线到接收天线所需的时间, (R, v, θ) 分别是物体相对于雷达的距离-速度-方位角。 d 表示天线阵列的间距, λ 表示波长, $m = 0, 1, \dots, M-1$ 为雷达框架 M 根天线的下标。

为了得到对应的中频信号,将发射信号 $s(t)$ 与反射信号 $r(t)$ 进行混频,同时通过低通滤波器滤除对应的高频信号及其微弱影响的其余项,得到差拍信号 x_{IF} , 如图1所示。无干扰的差拍信号 x_{IF} 为:

$$x_{IF} = s(t) \cdot r(t) = A_s \cdot A_t \cdot \cos\left[\left(\frac{4\pi S R}{c}\right)t + \left(\frac{4\pi f_c v}{c}\right)n_v T_p + \frac{2\pi d \sin \theta}{\lambda}m + \left(\frac{4\pi f_c R}{c}\right)\right] \quad (3)$$

差拍信号中蕴含了目标的距离、速度和方位角信息,但这些信息无法直接通过差拍信号获取。为此,需要对差拍信号分别沿快时间、慢时间和天线阵列维度进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),得到 $x_{beat}(f_R, f_v, f_\theta)$, 再分别得到 f_R, f_v , 和 f_θ , 从而提取目标的距离、速度和方位角特征,表示为:

$$x_{beat}(f_R, f_v, f_\theta) = A_s \cdot A_t \cdot \delta\left(f_R - \frac{2SR}{c}\right) \cdot \delta\left(f_v - \frac{2f_c v}{c}\right) \cdot \delta\left(f_\theta - \frac{d \sin \theta}{\lambda}\right) \quad (4)$$

f_R 是与目标距离 R 相关的频率, f_v 是与目标径向速度 v 相关的频率, f_θ 是与目标方位角 θ 相关的频率。解算出目标的距离、速度和角度,即 (R, v, θ) 。

1.2 相干干扰下雷达回波信号建模

发射的调频连续波遇到目标时,目标会反射一部分信号,但是干扰雷达通过发射自身的调频连续波与反射信号直接到达受害雷达的接收天线,如图1所示。受害雷达接收到干扰雷达的发射信号 $r(t)$ 表示为:

$$r(t) = A_t \cdot \cos[2\pi f_c(\hat{t} + n_v T_p - \tau) + S\pi(\hat{t} - \tau)^2 + \varphi_0] + A_{inf} \cdot \cos[2\pi f_{c,inf}(\hat{t}_{inf} + n_{v,inf} T_{p,inf} - \tau_{inf}) + S_{inf}\pi(\hat{t}_{inf})^2 + \varphi_0] \quad (5)$$

其中, A_{inf} 表示干扰雷达的发射信号幅度, $f_{c,inf}$ 表示干扰雷达的起始频率, $T_{p,inf}$ 表示干扰雷达的 chirp 周期, S_{inf} 为干扰雷达的调频斜率, $n_{v,inf} = 0, 1, \dots, N_{inf}-1$ 为干扰雷达框架 N_{inf} 个 chirp 的下标, $\hat{t}_{inf}$ 表示为 T_p 中的某一个时间戳, φ_0 表示为初始相位, $\tau_{inf} = 2[R_{inf} + v_{inf}(t + n_v T_p)]/c + m d \sin \theta_{inf} / \lambda$ 是干扰信号到受害雷达的传播延迟, $(R_{inf}, v_{inf}, \theta_{inf})$ 分别为虚假目标的距离、速度和方位角。

受害雷达将反射信号与干扰雷达的发射信号进行混

频,同时通过低通滤波器滤除对应的高频信号,得到差拍信号,如图1所示。存在干扰的差拍信号 x_{IF} 为:

$$x_{IF} = s(t) \cdot r(t) = A_s \cdot A_t \cdot \cos \left[\left(\frac{4\pi SR}{c} \right) t + \left(\frac{4\pi f_c v}{c} \right) n_v T_p + \frac{2\pi d \sin \theta}{\lambda} m + \left(\frac{4\pi f_c R}{c} \right) \right] + A_s \cdot A_{inf} \cdot \cos \left[\left(\frac{4\pi SR_{inf}}{c} \right) t + \left(\frac{4\pi f_c v_{inf}}{c} \right) n_v T_p + \frac{2\pi d \sin \theta_{inf}}{\lambda} m + \left(\frac{4\pi f_c R}{c} \right) \right] \quad (6)$$

同样对差拍信号分别沿快时间、慢时间和天线阵列维度进行fft,得到 $x_{beat}(f_R, f_v, f_\theta)$,再分别得到 f_R, f_v , 和 f_θ ,从而提取目标的距离、速度和方位角特征,表示为:

$$x_{beat}(f_R, f_v, f_\theta) = A_s \cdot A_t \cdot \delta \left(f_R - \frac{2SR}{c} \right) \cdot \delta \left(f_v - \frac{2f_c v}{c} \right) \cdot \delta \left(f_\theta - \frac{d \sin \theta}{\lambda} \right) + A_s \cdot A_{inf} \cdot \delta \left(f_R - \frac{2SR_{inf}}{c} \right) \cdot \delta \left(f_v - \frac{2f_c v_{inf}}{c} \right) \cdot \delta \left(f_\theta - \frac{d \sin \theta_{inf}}{\lambda} \right) \quad (7)$$

此时,由于雷达的相干干扰出现了一个完全不存在于环境中的虚假目标,其状态为 $(R_{inf}, v_{inf}, \theta_{inf})$ 。这种虚

假目标往往会被误认为真实目标,严重影响雷达的感知精度。同时,虚假目标的出现还会干扰目标轨迹跟踪算法,导致错误的轨迹估计、目标跟踪失败和轨迹偏离。因此,在第2章中,提出了一种基于高斯分布的 GM-PHD 抗攻击算法。即使雷达感知中出现虚假目标,由于该算法将目标存在与否建模为概率事件,并结合虚假目标的时空特性,经过多次更新后,其概率会逐步降低甚至趋于0,从而有效滤除虚假目标的影响。最终,虚假目标在迭代过程中被逐步抑制,而真实目标的状态则能够得到精确跟踪。

2 基于随机有限集的 GM-PHD 抗攻击跟踪方法

采用 FMCW-MIMO 毫米波雷达扫描真实环境,记录行人活动数据,同时采用距离、速度和方位描述运动状态。干扰雷达的发射信号被受害雷达接收,形成真实环境中不存在的虚假目标。最后,采用概率事件模型进行目标建模,建立“状态-量测”集合之间的隐式映射关系,通过利用“真实-虚假”目标的时空特性,在迭代过程逐步降低虚假目标的权重,从而有效地消除这些虚假目标,系统框图如图2所示。

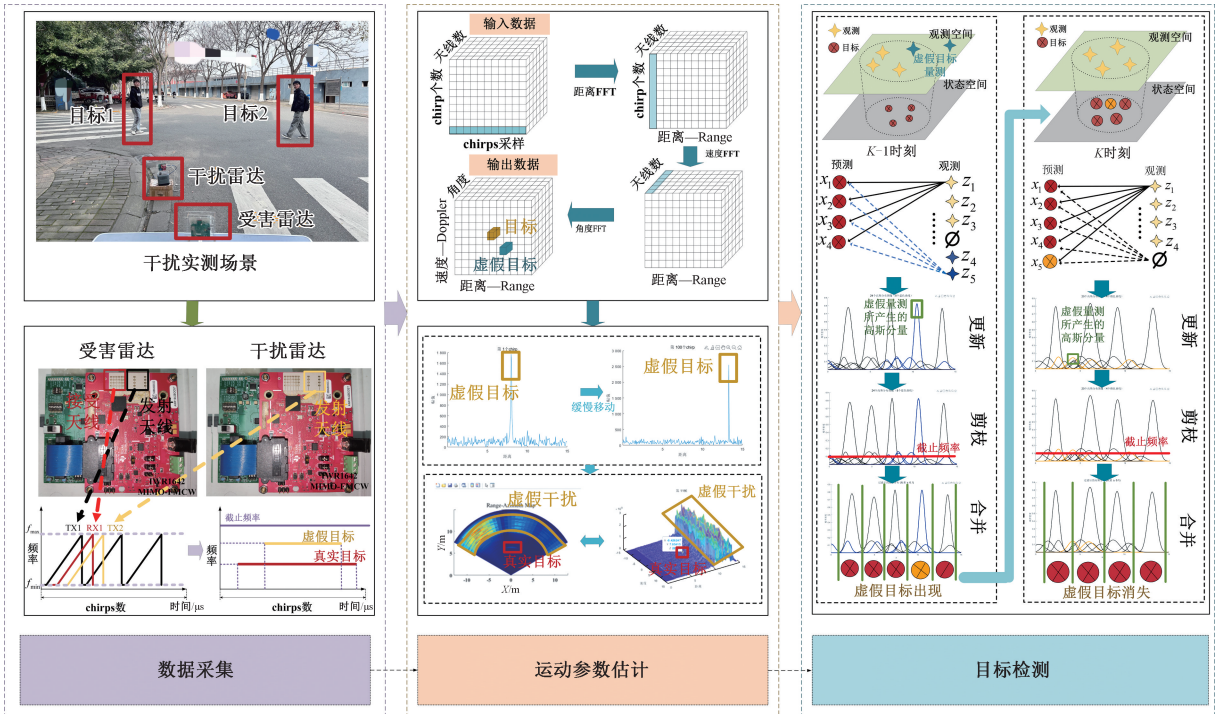


图2 毫米波雷达互干扰场景道路目标轨迹跟踪系统

Fig. 2 Block diagram of the road target trajectory tracking system in millimeter-wave radar mutual interference scenarios

本章提出了一种基于随机有限集的 GM-PHD 抗攻击算法。该算法充分利用高斯混合模型的状态表达能

力,通过多帧更新累积削弱虚假目标的存在概率,同时结合权值筛选和冗余分量合并等操作,进一步抑制虚假目

标带来的干扰。同时对状态描述了目标的新生、衍生以及消失等现象,以及考虑了量测中会出现杂波、虚警等干扰信息。其次,将目标状态以及量测作为随机有限集进行处理,通过集合与集合之间的运算,进而省略了经典算法中关键的数据关联步骤。

在随机有限集理论的框架下,将多目标状态作为集合进行处理,假设 k 时刻多目标状态集和量测集合分别为 X_k 和 Z_k ,分别包含各个目标位置和测量值,假设 k 时刻有 N 个目标的状态集和 M 个量测集,表示为:

$$X_k = \{\mathbf{x}_{k,1}, \mathbf{x}_{k,2}, \dots, \mathbf{x}_{k,N_k}\} \subset F(X) \quad (8)$$

$$Z_k = \{\mathbf{z}_{k,1}, \mathbf{z}_{k,2}, \dots, \mathbf{z}_{k,M_k}\} \subset F(Z) \quad (9)$$

其中, X_k 表示单目标状态空间所有子集构成的多目标状态空间集合 $F(X)$ 中的一个。 Z_k 表示单目标状态空间所有子集构成的多目标状态空间集合 $F(Z)$ 中的一个。 $\mathbf{x}_{k,i} = \{R, v, \theta\}$ 表示 i 目标的具体的状态信息,分别是距离,速度,角度。 $\mathbf{z}_{k,i} = \{R, v, \theta\}$ 具体为传感器对目标的量测值。

在多目标跟踪场景中,由于新目标的出现、目标的分裂与消失以及存活目标状态的变化,导致目标的状态和数量随时间动态变化。此时的多目标状态集 X_k 由3部分组成,分别为上一时刻存活下来的目标集合 $S_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 、由上一时刻衍生出来的目标集合 $B_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 和当前时刻新生目标集合 Γ_k ,具体可表示为:

$$X_k = \left[\bigcup_{\mathbf{x}_{k-1} \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) \right] \cup \left[\bigcup_{\mathbf{x}_{k-1} \in X_{k-1}} B_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) \right] \cup \Gamma_k \quad (10)$$

其中, $S_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 表示从上一时刻 $k-1$ 存活至 k 时刻的目标状态集合, $B_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 表示 $k-1$ 时刻的目标状态 $\mathbf{x}_{k-1}$ 在 k 时刻衍生出来的新的目标状态集合, Γ_k 表示 k 时刻新出现的目标状态集合。

多目标跟踪系统受杂波及不精确检测环境的影响,传感器每一时刻量测集中可能包括源于真实目标的量测及虚假目标或杂波产生的量测。因此, k 时刻传感器从监控区域获取的不同类型的量测可由集合 Z_k 表示为:

$$Z_k = K_k \cup \left[\bigcup_{\mathbf{x} \in X_k} \Theta_k(\mathbf{x}) \right] \quad (11)$$

其中, $\Theta_k(\mathbf{x})$ 表示由目标所产生的量测集合, K_k 表示为由于雷达互干扰存在所产生的虚假量测以及环境存在的杂波。

在获得对应时刻的状态集合和观测集合后,由于整个随机有限集均处于贝叶斯框架下,因此基于随机有限集的概率假设密度可分为预测过程和更新过程。而在预测过程中,由于式(10)包含3个部分,故预测过程亦可划分为3个子过程。 $\beta_{k|k-1}(\cdot | \cdot)$ 为衍生目标的 PHD (probability hypothesis density), $\gamma_k(\mathbf{x})$ 为新生目标的 PHD,而 $f_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 则是存活目标的运动状态,具体

预测过程为:

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \gamma_k(\mathbf{x}) + \int [\beta_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) + p_{s,k}(\mathbf{x}_{k-1}) \cdot f_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})] D_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (12)$$

其中, $D_{k|k-1}(\mathbf{x})$ 为多目标先验密度的 PHD, $D_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 为上一时刻后验密度的 PHD, $\mathbf{x}$ 表示 k 时刻单个目标状态, ξ 表示 $k-1$ 时刻单目标状态, $p_{s,k}$ 表示存活至当前时刻的概率值。

在式(12)获得先验密度后,接下来利用 PHD 更新方程将各状态目标与量测相结合,从而构建出预测与量测间的映射关系,其具体表达为:

$$D_{klk}(\mathbf{x}) = [1 - p_{D,k}(\mathbf{x})] D_{klk-1}(\mathbf{x}) + \sum_{z \in Z^k} \frac{p_{D,k}(\mathbf{x}) g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x}) D_{klk-1}(\mathbf{x})}{\kappa_k(\mathbf{z}) + \int p_{D,k}(\mathbf{x}) g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x}) D_{klk-1}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}} \quad (13)$$

其中, $g(\cdot | \cdot)$ 为单个目标似然函数, $p_{D,k}(\mathbf{x})$ 为目标的检测概率。 $\kappa_k(\mathbf{z})$ 为杂波 PHD 强度。 $D_{klk}(\mathbf{x})$ 在检测区域所有后验的概率分布,峰值在状态空间的位置代表目标状态。

为求解式(12)和(13),具体表达 D_{klk-1} 和 $D_{klk}(\mathbf{x})$,将每个目标状态建模为一个高斯分量,其中均值表示目标状态,概率值则反映其作为真实目标的权重,将目标状态表示为高斯分布的加权组合。基于此,利用上述高斯混合模型来表达 PHD 滤波器,并实现了对 PHD 的近似求解。

为了获得 GM-PHD 滤波器,还需要满足的假设条件为:

1) 目标状态模型与传感器的量测模型为线性高斯动态模型

$$f_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) = N(\mathbf{x}; \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{Q}_{k-1}) \quad (14)$$

$$g_k(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) = N(\mathbf{z}_k; \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \mathbf{R}_k) \quad (15)$$

其中, $N(\cdot; \mathbf{m}, \mathbf{P})$ 表示为均值为 $\mathbf{m}$ 、协方差为 $\mathbf{P}$ 的高斯密度, $\mathbf{F}_{k-1}$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{Q}_{k-1}$ 为过程噪声协方差。 $\mathbf{H}_k$ 为观测矩阵, $\mathbf{R}_k$ 为观测噪声协方差。

2) 目标存活及检测概率与目标状态独立

$$p_{S,k}(\mathbf{x}_{k-1}) = p_{S,k} \quad (16)$$

$$p_{D,k}(\mathbf{x}_k) = p_{D,k} \quad (17)$$

3) 新生目标与衍生目标的强度函数为高斯混合的形式

$$\gamma_k(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} w_{\gamma,k}^i \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \mathbf{m}_{\gamma,k}^i, \mathbf{P}_{\gamma,k}^i) \quad (18)$$

$$\beta_{k|k-1}(\mathbf{x}_k; \mathbf{x}_{k-1}) = \sum_{j=1}^{J_{\beta,k}} w_{\beta,k}^j \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \mathbf{F}_{\beta,k-1}^j \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_{\beta,k-1}^j, \mathbf{Q}_{\beta,k-1}^j) \quad (19)$$

其中, $w_{\gamma,k}^i$ 、 $\mathbf{m}_{\gamma,k}^i$ 和 $\mathbf{P}_{\gamma,k}^i$ 分别表示第 i 个新生目标分量的权值、均值与协方差矩阵,新生目标分量数目为 $J_{\gamma,k}^i$ 、

$w_{\beta,k}^i$ 、 $\mathbf{F}_{\beta,k-1}^j$ 和 $\mathbf{Q}_{\beta,k-1}^i$ 分别为第 j 个衍生目标分量的权值、均值及协方差矩阵, $J_{\beta,k}$ 为所有衍生目标分量的数目。

在预测步时刻,将式(12)中 $k-1$ 时刻的目标后验强度 $D_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$, 采用高斯混合模型的表达方式, 近似为 $\nu_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$, 具体表示为:

$$\nu_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^i \mathcal{N}(\mathbf{x}_{k-1}; \mathbf{m}_{k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1}^i) \quad (20)$$

其中, w_{k-1}^i 、 $\mathbf{m}_{k-1}^i$ 和 $\mathbf{P}_{k-1}^i$ 分别为目标 i 的权重、后验状态和后验协方差。

由上面的假设和表达方式, 式(12)中目标先验强度 $D_{kl,k-1}(\mathbf{x})$ 也可近似为 $\nu_{kl,k-1}(\mathbf{x}_k)$, 具体表示为:

$$\nu_{kl,k-1}(\mathbf{x}_k) = \nu_{S,kl,k-1}(\mathbf{x}_k) + \nu_{\beta,kl,k-1}(\mathbf{x}_k) + \gamma_k(\mathbf{x}_k) \quad (21)$$

其中, 新生目标强度近似为 $\gamma_k(\mathbf{x}_k)$, 具体表示为:

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_k^{\gamma}} w_k^{(\gamma,i)} \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_k^{(\gamma,i)}, \mathbf{P}_k^{(\gamma,i)}) \quad (22)$$

其中, $w_k^{(\gamma,i)}$ 、 $\mathbf{m}_k^{(\gamma,i)}$ 和 $\mathbf{P}_k^{(\gamma,i)}$ 分别为新生目标 i 的权重、先验状态和先验协方差。

存活目标强度近似为 $\nu_{S,kl,k-1}(\mathbf{x}_k)$, 具体表示为:

$$\nu_{S,kl,k-1}(\mathbf{x}_k) = p_{S,k} \sum_{j=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^j \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \mathbf{m}_{S,kl,k-1}^j, \mathbf{P}_{S,kl,k-1}^j) \quad (23)$$

其中, $\mathbf{m}_{S,kl,k-1}^j = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{m}_{k-1}^j$ 表示存活目标 j 的先验状态, $\mathbf{P}_{S,kl,k-1}^j = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^j (\mathbf{F}_{k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1}$ 表示目标 j 的先验协方差。

衍生目标强度近似为 $\nu_{\beta,kl,k-1}(\mathbf{x}_k)$, 具体表示为:

$$\nu_{\beta,kl,k-1}(\mathbf{x}_k) = \sum_{j=1}^{J_{k-1}} \sum_{\ell=1}^{J_{\beta,k}} w_{k-1}^j w_{\beta,k}^{\ell} \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \mathbf{m}_{\beta,kl,k-1}^{j,\ell}, \mathbf{P}_{\beta,kl,k-1}^{j,\ell}) \quad (24)$$

其中, $\mathbf{m}_{\beta,kl,k-1}^{j,\ell} = \mathbf{F}_{\rho,k-1}^{\ell} \mathbf{m}_{k-1}^j + \mathbf{u}_{\rho,k-1}^{\ell}$ 为衍生目标 ℓ 的预测状态, $\mathbf{P}_{\beta,kl,k-1}^{j,\ell} = \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{\ell} \mathbf{P}_{k-1}^j (\mathbf{F}_{\beta,k-1}^{\ell})^T + \mathbf{Q}^{\ell}$ 为目标 ℓ 的预测协方差, $w_{\beta,k}^{\ell}$ 为初始衍生目标权重。

在更新步中, 因预测步中每一个部分都是高斯分量加权组合近似表示, 所以目标先验强度 $\nu_{S,kl,k-1}(\mathbf{x}_k)$ 也可以表示高斯分量的加权组合, 表示为:

$$\nu_{kl,k-1}(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{J_{kl,k-1}} w_{kl,k-1}^i \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \mathbf{m}_{kl,k-1}^i, \mathbf{P}_{kl,k-1}^i) \quad (25)$$

基于毫米波雷达在 k 时刻获得的最新量测集 Z_k , 这里面不仅有由于雷达互干扰所存在的虚假目标, 以及环境所产生的杂波。通过高斯混合模型, 在式(13)中目标后验强度 $D_{kl,k}(\mathbf{x})$ 近似为 $\nu_k(\mathbf{x}_k)$, 具体表示为:

$$\nu_k(\mathbf{x}_k) = (1 - p_{D,k}) \nu_{kl,k-1}(\mathbf{x}_k) + \sum_{z \in Z_k} \nu_{D,k}(\mathbf{x}_k; z) \quad (26)$$

上式完整建模“状态-量测”集合间的隐式映射关

系, 通过随机有限集理论, 将状态和量测建模为集合, 避免了传统显式关联。当前时刻的强度函数由两部分组成: 表示未被检测到的目标保留先验强度, 即未检测目标项, 另一部分为每一个量测 z 对强度函数的更新。每个量测的更新项由多个高斯分量组成, 每个分量对应一个假设目标。具体表示为:

$$\nu_{D,k}(\mathbf{x}_k; z) = \sum_{j=1}^{J_{kl,k-1}} w_k^j(z) \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \mathbf{m}_{kl,k}^j(z), \mathbf{P}_{kl,k}^j) \quad (27)$$

其中, $J_{kl,k-1}$ 预测的高斯分量数量。其中 $\mathbf{m}_{kl,k}^j(z) = \mathbf{m}_{kl,k-1}^j + \mathbf{K}_k^j(z - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{kl,k-1}^j)$ 表示存活目标 j 的先验状态, $\mathbf{P}_{kl,k}^j = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^j \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{kl,k-1}^j$ 表示目标 j 的先验协方差, 用增益 $\mathbf{K}_k^j = \mathbf{P}_{kl,k-1}^j (\mathbf{H}_k)^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{kl,k-1}^j (\mathbf{H}_k)^T + \mathbf{R}_k)^{-1}$ 修正预测均值。

通过引入自适应关联权重 $w_k^j(z)$, 通过分母中的杂波密度项 $\lambda_c c(z)$ 抑制密集干扰, 具体表示为:

$$w_k^j(z) = \frac{\mathbf{P}_{D,k} w_{kl,k-1}^j q_k^j(z)}{\lambda_c c(z) + \mathbf{P}_{D,k} \sum_{n=1}^{J_{kl,k-1}} w_{kl,k-1}^n q_k^n(z)} \quad (28)$$

其中, $q_k^n(z) = N(z; \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{kl,k-1}^n, \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{kl,k-1}^n (\mathbf{H}_k)^T)$, $\mathbf{H}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的设定依赖于时频变换提取的干扰特征, 降低虚假量测的似然值 $q_k^n(z)$ 。从而量化量测与预测状态的匹配程度, 降低虚假量测的似然值, 以此达到抑制虚假目标。

更新后 GM-PHD 的分量个数:

$$J_{kl,k} = J_{kl,k-1} + J_{kl,k-1} \cdot m_k = J_{kl,k-1} (1 + m_k) \quad (29)$$

m_k 是 k 时刻的量测个数, 可以发现, 随着高斯分量数目将呈指数增长。因此必须采用剪枝与合并技术来限制分量个数的组合式爆炸。

目标后验强度由多个权值和对应的高斯分量构成, 每个高斯分量代表一个可能目标及其存在概率。每次更新后可能生成大量的高斯分量, 这些分量包括真实目标对应的、由虚假目标或噪声引起的, 以及因高斯混合更新公式产生的冗余分量。如果不加限制, 高斯分量数量会迅速增加, 导致计算复杂度和存储需求大幅上升, 从而影响滤波器的实时性能。因此, 有必要对这些高斯分量进行筛选和删减, 同时剔除噪声或虚假目标。具体表示为:

$$\tilde{J}_{kl,k} = \{i = 1, \dots, J_{kl,k} \mid w_k^i > T\} \quad (30)$$

多个高斯分量的位置非常接近时, 可能代表同一个目标。此时, 通过合并操作将这些相邻的高斯分量融合为一个, 既降低了计算复杂度, 又提高了跟踪精度。具体来说, 首先设定权重阈值 T_{th} 筛选出高权重目标分量, 并基于马氏距离阈值 U 动态聚合空间分布相似的分量, 最终融合它们的权重和均值生成精简后的高斯集。在这一过程中, 虚假目标所产生的低权重高斯分量会被剔除或合并, 无法形成真实目标。具体操作如图 3 所示。

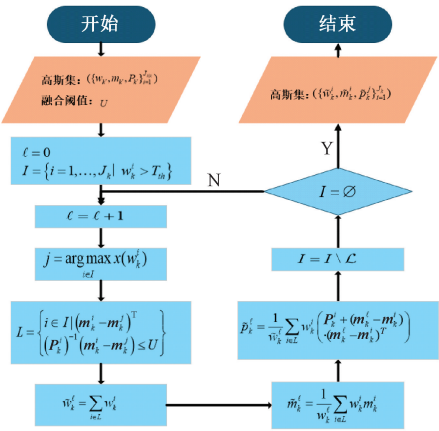


图 3 合并操作流程

Fig. 3 Flowchart of the merging operation

k 时刻, 高斯分量通过剪枝和合并之后, 目标强度可以表示为:

$$\tilde{v}_k(x_k) = \sum_{i=1}^{J_k} \tilde{w}_k^i N(x_k; \tilde{m}_k^i, \tilde{p}_k^i) \quad (31)$$

每个高斯分量 $N(x_k; \tilde{m}_k^i, \tilde{p}_k^i)$ 表示一个潜在目标的概率分布, 权值 $\tilde{w}_k^i$ 表示该目标存在的概率。

在上述操作结束后, 会去除由虚假目标和杂波形成的小权重高斯分量, 但仍可能存在权重较大的虚假分量。为此, 设置了一个权重阈值 ω 的阈值, 只有权重大于该阈值的高斯分量才被视为真实目标。这个操作不仅能进一步剔除虚假分量, 还能自适应环境变化。当环境中的目标数量发生变化时, 通过不断结合真实与虚假目标的时空特性, 真实目标的权重逐步增大, 而虚假目标的权重则不断缩小, 从而实现对虚假目标的抑制和对真实目标的有效跟踪。目标状态估计流程如图 4 所示。

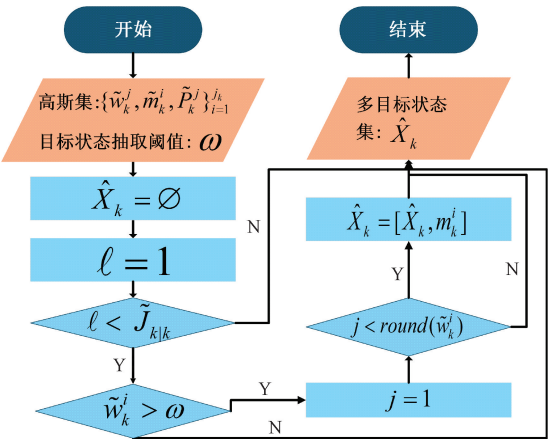


图 4 目标状态估计流程

Fig. 4 Flowchart of target state estimation

该算法与前述合并剪枝步骤协同工作, 在无协调雷达信号的密集杂波场景下, 完成干扰环境下的多目标跟踪。

3 仿真结果分析

3.1 仿真结果

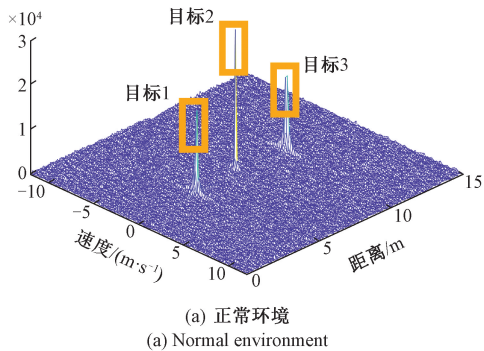
利用仿真数据验证了在存在干扰雷达条件下, 所提方法在行人轨迹跟踪中的表现, 并分析了相干干扰下的跟踪性能。为了验证方法的实际有效性, 给出了雷达量测轨迹, 并与 NDA 和 GM-PHD 等经典方法进行了对比。表 1 展示了仿真中使用的雷达参数, 包括 77 GHz 的载波频率、42.486 MHz/ μ s 的调频斜率以及 4 250 KHz 的采样率等。此外, 对应的调频周期之间存在 0.000 005 倍的差异。如表 1 所示。

表 1 雷达仿真参数

Table 1 Radar simulation parameters		
雷达参数	受害雷达	干扰雷达
载波频率/GHZ	77	77
调频斜率/(MHz· μ s ⁻¹)	42.486	42.486
采样率/kHz	4 250	4 250
调频周期/ μ s	71.410 000 00	71.410 357 05
距离分辨率/m	0.058 6	0.058 6
角度分辨率/(°)	6.703	6.703

干扰雷达的调频周期决定干扰信号与受害雷达信号的相干性。当干扰周期与受害雷达周期相近时, 干扰信号会在距离-多普勒频域形成易被误判为真实目标的虚假峰值, 造成“虚假”目标。如图 5 所示为目标回波与干扰的二维谱示意图。

当两雷达的周期相同时, 干扰雷达发出的信号会在距离-多普勒频域上产生与真实目标相似的峰值, 形成虚假目标。这些虚假目标的位置和速度具有强随机性, 难以通过传统滤波方法有效消除, 如图 5(b) 所示。



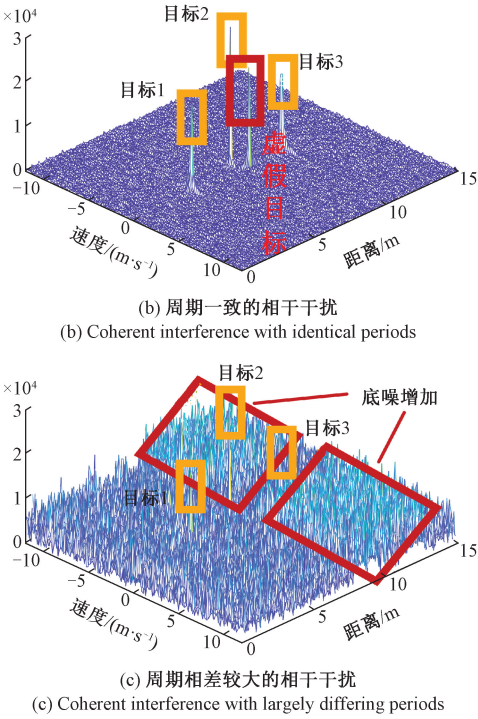


图5 目标回波与干扰的二维谱示意图
Fig. 5 2D spectral schematic of target echo and interference signals

当干扰雷达的周期与受害雷达存在较大差异时,虽然直接形成虚假目标的概率显著降低,但较大的周期差异会使干扰信号在频域内分散,导致接收信号底噪明显抬升。这不会降低信噪比,使弱小目标难以被有效检测,使基于阈值检测的算法误将高噪声区域判定为目标,从而产生与第1段所述相同的虚假目标现象。此类虚假目标会导致目标时变,进一步干扰正常的目标检测与跟踪,如图5(c)所示。

本次实验中,调频周期偏差约为0.000 005倍。该偏差主要源于实际应用中,即便采用相同硬件,信号发射周期也难以完全一致。通过现实场景测试验证,约0.000 005倍的周期偏差更符合实际工况。研究中,MIMO受害雷达设置在坐标原点,行人分别位于(-2,10)、(6,10)和(4,4),沿图示方向运动。

为进一步研究轨迹跟踪性能,设计与常用多目标跟踪算法的对比测试,包括 NNDA、PDA 和经典 GM-PHD。图6展示了 NNDA、PDA、GM-PHD 与所提方法在多目标跟踪任务中的对比结果。可以看到,由于干扰雷达的存在,雷达视角内出现了大量虚假目标,导致场景内目标数量动态变化。

图6(a)~(d)分别展示了 NNDA、PDA、GM-PHD 及所提出算法的多目标跟踪轨迹。结果表明,NNDA、PDA

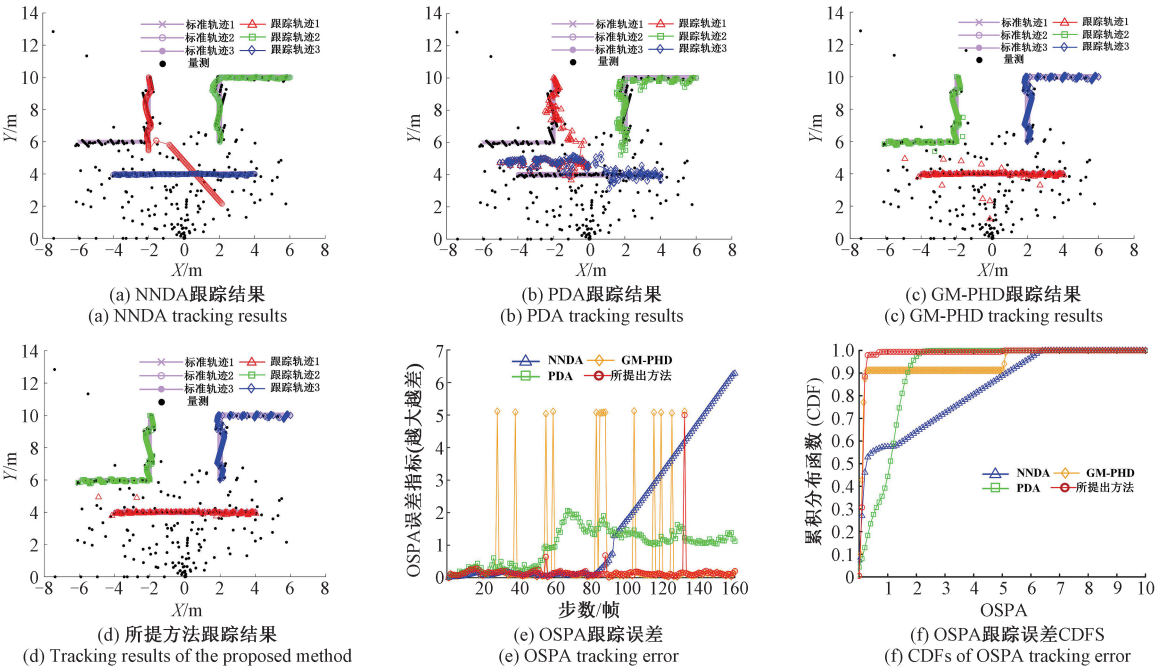


图6 复杂轨迹场景下跟踪结果
Fig. 6 Tracking results in complex trajectory scenarios

和 GM-PHD 算法存在目标错配或丢失的问题,导致目标轨迹无法完整跟踪。而所提方法在目标转弯或接近时,仍能保持稳定的轨迹关联,有效避免了传统算法中出现

的问题。
从图6(e)的 OSPA 误差曲线图可以看出,传统方法(NNDA、PDA)和 GM-PHD 的 OSPA 误差曲线整体较高,

且误差波动较大。NDA 的平均误差约为 1.0,PDA 约为 0.9,GM-PHD 约为 1.5;相比之下,所提方法的误差始终保持在 0.5 以下,且波动幅度极小。图 6(f) 的累积分布函数(cumulative distribution function,CDF)结果进一步显示,当 OSPA 误差阈值设为 0.5 时,所提方法的累计概率超过 90%,而其他算法仅在 70%~90%。这充分证明了所提方法在多目标跟踪中显著降低了跟踪误差,并具备更高的稳定性。不同算法的算法复杂度对比如表 2 所示。

表 2 不同算法的算法复杂度

算法	时间复杂度	空间复杂度	实时性
所提方法	$O(K^2 + K\log K)$	$O(K)$	高
NNDA	$O(MN)$	$O(M)$	中
PDA	$O(M^2N)$	$O(M)$	低
JPDA	$O(M^3N^2)$	$O(M^2)$	低

3.2 算法复杂度

所提出的基于 GM-PHD 的抗干扰跟踪方法通过随机有限集理论避免了显式数据关联,从而显著降低了计算复杂度。传统多目标跟踪算法的复杂度通常与目标数量 M 和量测数量 N 的组合呈多项式或指数级增长,而改算法的复杂度主要由高斯分量的数量 K 决定,且 $N>M$ 。所提方法的迭代过程包括预测、更新、剪枝和合并 4 个步骤,则预测和更新步骤的时间复杂度为 $O(K^2)$,剪枝和合并操作的复杂度为 $O(K\log K)$,因此算法整体时间复杂度为 $O(K^2 + K\log K)$ 。

空间复杂度方面,所提方法主要存储高所分量的贬值,均值和协力差矩阵,空间复杂度为 $O(K)$ 。相比之下,NNDA 的时间复杂度为 $O(MN)$,PDA 为 $O(M^2N)$ 。所提方法通过剪枝和合并操作限制高所分量的数量,使得 $N > M > K$,计算量可控,适合实时应用。该方法在复杂度与跟踪性能间实现了较好平衡,为毫米波雷达在强干扰环境下的实时多目标跟踪提供了有效解决方案。

4 实测结果分析

本实验所有内容均基于 TI 公司的 IWR1642 MIMO-FMCW 毫米波雷达,该雷达工作频率覆盖 77~81 GHz,具备高精度测距、测速及目标方位角检测能力。在硬件方面,该平台集成了 2 个发射通道(transmit,TX)和 4 个接收通道(receive,RX),通过 MIMO 架构形成 8 个虚拟接收通道,从而显著提高水平与垂直角度分辨率。同时,射频前端集成了功率放大器、低噪声放大器和高速模数转换器(analog-to-digital converter,ADC),搭配 DCA1000 评

估模块,实现实时数据采集和高速数据传输。
在真实道路场景下,利用行人目标验证了所提出的互干扰场景下道路目标轨迹跟踪方法的有效性,如图 7 所示。

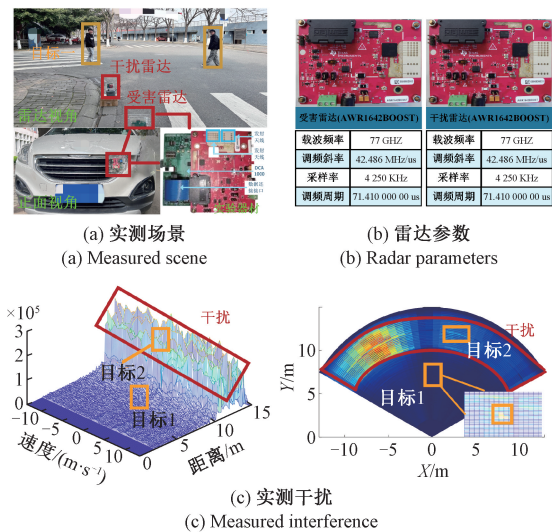


图 7 毫米波雷达在干扰环境下的目标检测实验
Fig.7 Target detection experiment for millimeter-wave radar in interference scenarios

图 7(a)展示了实际道路场景,左前方为干扰雷达位置,场景中存在两个道路目标。图 7(b)为实验所使用的 2 台 IWR1642 MIMO-FMCW 毫米波雷达,左侧为受害雷达,右侧为干扰雷达,两者参数一致,从而在真实环境中构建相干干扰条件。图 7(c)显示了实际测试中的干扰情况。从左侧的距离-速度图中可以看到,干扰以大范围、多速度带形式出现强回波,导致不仅目标一被完全掩盖,真实目标二也同时无法检测到。而在右侧的距离-角度图中,干扰在特定方向上表现为明显的高能量区域,进一步验证了相干干扰的严重性。在这样的实际工况下,对所提算法的抗干扰能力进行了验证。

实测场景 1:在上述真实道路环境中,针对多目标转弯场景进行实测轨迹测试。如图 8(a)~(d)所示,4 个子图展示了真实道路环境中多目标转弯场景不同跟踪算法的轨迹跟踪效果。其中,图 8(a)为 NNDA 算法跟踪结果,图 8(b)为 PDA 算法跟踪结果,图 8(c)为 GM-PHD 算法跟踪结果,图 8(d)为所提方法的跟踪结果。

图 8(a)~(d)展示了 4 种算法的跟踪结果,可以看出,在复杂的实际环境下,由于存在更多测量噪声和虚假目标干扰,NNDA、PDA 和 GM-PHD 方法均出现了目标轨迹跳变、错配及丢失等问题,甚至跟踪到虚假目标上。而所提方法依然能够保持平滑、连续且准确的目标轨迹。图 8(e)中的 OSPA 误差曲线进一步量化了不同算法的跟踪性能,其中 NNDA、PDA 和 GM-PHD 的平

均误差大约在 0.6~1.0,并且在部分时间段内波动较大,甚至超过 1.0;而所提方法的误差基本保持在 0.3 以下,且波动幅度明显更小。图 8(f) 中的 CDF 曲线显示,当 OSPA 误差阈值设定为 0.5 时,所提方法的累计

概率超过 95%,而其他 3 种传统方法仅在 70%~92%。以上结果充分表明,所提出方法在实际测量环境中同样能够有效抑制干扰与噪声的影响,显著提高多目标跟踪的精度和稳定性。

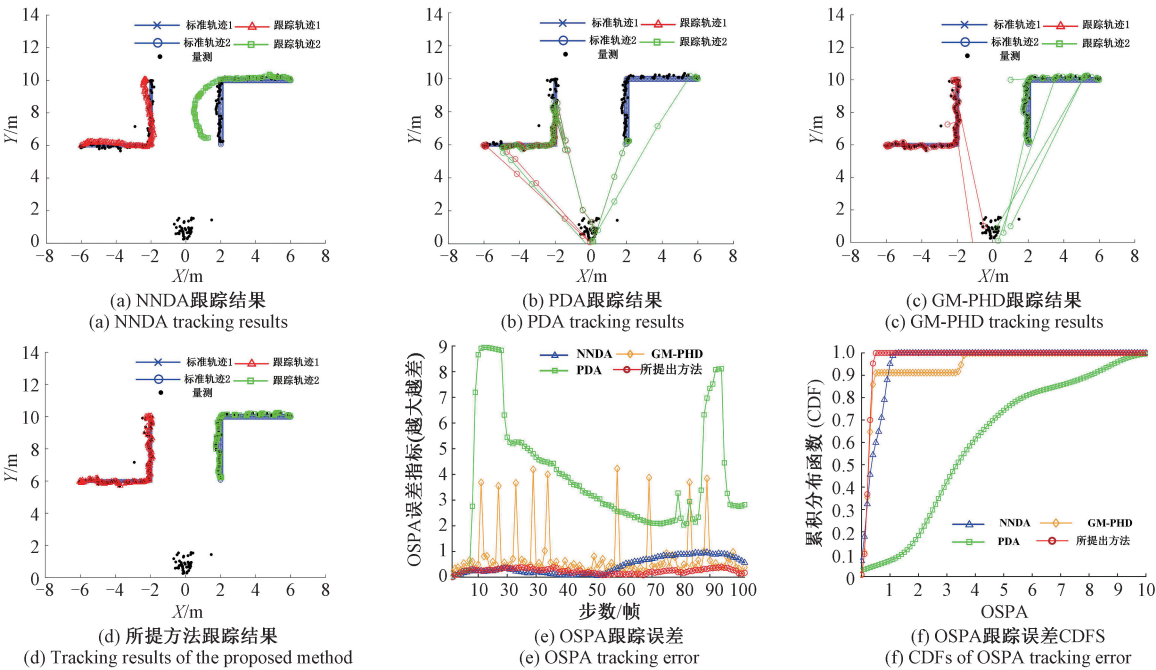


图 8 转弯场景下跟踪结果
Fig. 8 Tracking results in turning scenarios

实测场景 2:如图 9(a)~(d) 所示,4 个子图分别展示了交叉路口场景下不同跟踪算法的目标轨迹跟踪效

果。其中,图 9(a) 为 NNDA 算法跟踪结果,图 9(b) 为 PDA 算法跟踪结果,图 9(c) 为 GM-PHD 算法跟踪结果,

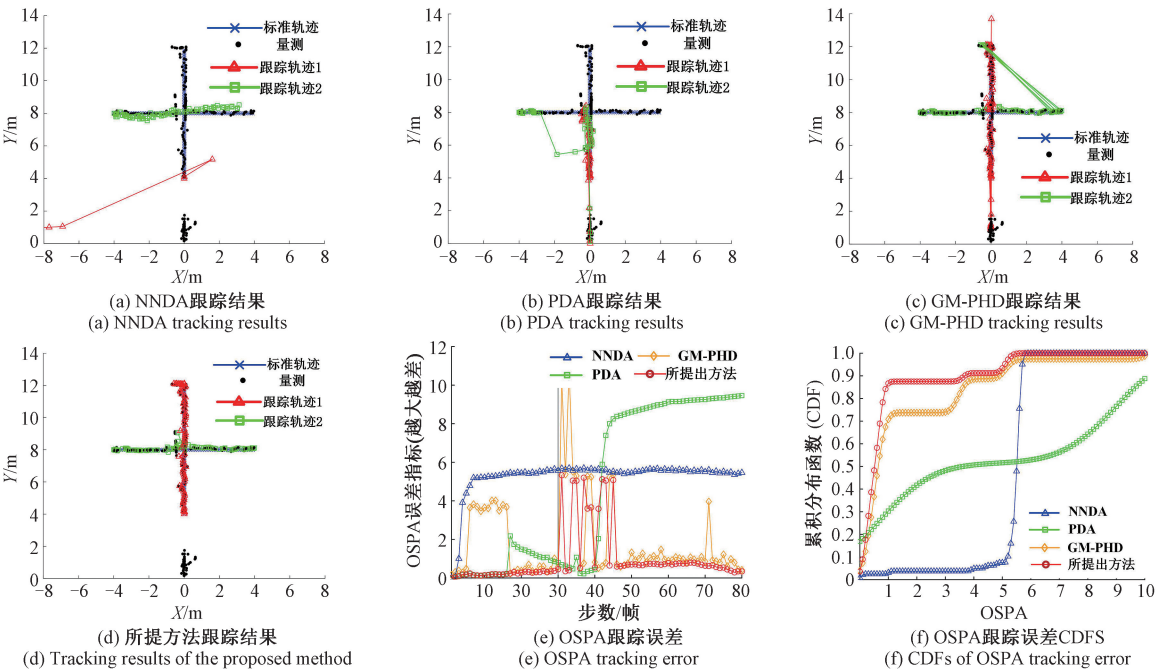


图 9 交叉场景下跟踪结果
Fig. 9 Tracking results in turning scenarios

图9(d)为所提方法的跟踪结果。由于干扰在雷达前方以及交叉处产生了大量虚假目标,导致目标数量随时间发生动态变化。相较于 NNDA 和 GM-PHD 出现的目标错配,以及 PDA 将多个目标跟踪到同一目标上的问题,所提方法在交叉区域内的目标错配明显更少,轨迹表现出更高的平滑性和连续性。具体而言,从图9(e)中的 OSPA 误差曲线可以看出,在跟踪进入稳定阶段后,NNDA、PDA、GM-PHD 和所提方法的平均 OSPA 值大致分别为5、4、2和1。这意味着,所提方法在最终误差上相比 NNDA、PDA 和 GM-PHD 分别降低了约80%、75%和50%。

此外,图9(f)给出了各算法在 OSPA 指标下的 CDF 曲线。当误差阈值取1时,所提方法已有约90%的跟踪结果落在该误差范围以内,而 GM-PHD、PDA 和 NNDA 则需要将误差阈值分别提高到约5、10和6才能达到相同的覆盖概率。这一结果充分证明了所提方法在复杂目标交叉场景中具备更高的跟踪精度和更优的稳定性。

综上所述,仿真和真实环境实验表明,所提出的基于高斯混合概率假设密度(GM-PHD)滤波的雷达抗干扰目标跟踪方法,通过融入“真实-虚假”目标的时空分布特征,充分挖掘了高斯混合模型在状态表达中的潜力。该方法通过多帧更新累积逐步削弱虚假目标的存在概率,并结合权值筛选和冗余分量合并等操作,有效地抑制了虚假目标的干扰,确保了对真实目标的精确跟踪。与传统方法相比,所提方法在干扰和攻击场景下表现出更强的鲁棒性,尤其适用于多目标轨迹跟踪任务。

5 结 论

本研究提出了一种基于 GM-PHD 的毫米波雷达互干扰场景道路目标轨迹跟踪方法,解决了在相干干扰环境下雷达系统的目标跟踪问题。首先,通过时频变换技术处理雷达接收回波信号,识别真实目标与虚假目标的时空特征,并阐明干扰信号对真实目标回波的影响机理。然后,提出了基于 GM-PHD 的抗干扰目标跟踪方法,利用“真实-虚假”目标的时空分布特征,有效抑制虚假目标的影响,并稳定跟踪真实目标。最后,采用 TI 车载 FMCW-MIMO 毫米波雷达,在真实城市道路交通场景中验证了该方法的有效性。实验结果表明,该方法在复杂场景中具有较好的跟踪精度和稳定性,OSPA 误差明显低于传统的 NNDA、PDA 和 GM-PHD 等方法。在实际实验中,本研究方法成功实现了对行人目标的连续跟踪,验证了其在干扰环境下的可行性。随着毫米波雷达技术的广泛应用,抗干扰问题将成为未来的重要研究方向,本研究方法也为类似的感知系统干扰问题提供了有益的参考。

参考文献

- [1] 晋良念,朱皓,王燃. 一种毫米波雷达快速高分辨三维点云成像方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(12):158-167.
- JIN L N, ZHU H, WANG R. A fast high-resolution 3D point cloud imaging method for millimeter wave radar[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 158-167.
- [2] 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 method for weak pedestrian trajectory tracking and prediction using millimeter-wave radar [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 300-309.
- [3] 方鑫,朱婧,黄大荣,等. 低 SNR 场景下微型无人机跟踪-检测融合方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(4):79-88.
- FANG X, ZHU J, HUANG D R, et al. Fusion method for micro-UAV tracking and detection under low SNR scenarios[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 79-88.
- [4] CHEN H, LIU Y H, ZHAO B X, et al. Vision-based real-time online vulnerable traffic participants trajectory prediction for autonomous vehicle[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(3):2110-2122.
- [5] BU F, LE T, DU X X, et al. Pedestrian planar LiDAR pose (PPLP) network for oriented pedestrian detection based on planar LiDAR and monocular images[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 1626-1633.
- [6] 陈熙源,戈明明,姚志婷,等. 雨雪天气下的激光雷达滤波算法研究[J]. 仪器仪表学报,2023,44(7):172-181.
- CHEN X Y, GE M M, YAO ZH T, et al. Research on LiDAR filtering algorithms in rain and snow weather[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 172-181.
- [7] TAN B, MA ZH X, ZHU X CH, et al. 3-D object detection for multiframe 4-D automotive millimeter-wave radar point cloud [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(11): 11125-11138.
- [8] AYDOGDU C, KESKIN M F, CARVAJAL G K, et al.

- Radar interference mitigation for automated driving: Exploring proactive strategies[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2020, 37(4): 72-84.
- [9] FANG Z X, WEI ZH Q, CHEN X, et al. Stochastic geometry for automotive radar interference with RCS characteristics[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(11): 1817-1820.
- [10] 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. Research on anti-interference algorithms for environment-aware millimeter-wave radar[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9): 126-132.
- [11] SONG T L, LEE D G. A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for m validated measurements[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(7): 2797-2802.
- [12] HE SH M, SHIN H S, TSOURDOS A. Information-theoretic joint probabilistic data association filter[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2020, 66(3): 1262-1269.
- [13] NALLABOLU P, LI CH ZH. A frequency-domain spoofing attack on FMCW radars and its mitigation technique based on a hybrid-chirp waveform[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2021, 69(11): 5086-5098.
- [14] NALLABOLU P, RODRIGUEZ D, LI CH ZH. Emulation and malicious attacks to Doppler and FMCW radars for human sensing applications[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2022, 71(2): 805-817.
- [15] 杨文慧, 杨宜菩, 杨帆, 等. 基于先验距离约束的 3D 卷积毫米波雷达目标检测方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23): 85-96.
- YANG W H, YANG Y P, YANG F, et al. 3D convolutional millimeter-wave radar target detection method based on prior distance constraints[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 85-96.
- [16] SU L F, YU J L, HUA Y ZH, et al. Multitarget distributed tracking with probability hypothesis density in large-scale sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(24): 31061-31071.
- [17] CHEN T, YANG P, PENG H, et al. Multi-target tracking algorithm based on PHD filter against multi-range-false-target jamming[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(5): 859-870.
- [18] GARCÍA-FERNÁNDEZ Á F, MASKELL S. Continuous-discrete multiple target filtering: PMBM, PHD and CPHD filter implementations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 1300-1314.
- [19] GRANSTROM K, ORGUNER U. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(11): 5657-5671.
- [20] WANG Y, ZHANG Q X, WEI ZH Q, et al. Performance analysis of uncoordinated interference mitigation for automotive radar[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(4): 4222-4235.
- [21] YANG SH, ZHANG D H, LI Y D, et al. iSense: Enabling radar sensing under mutual device interference[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(11): 10554-10569.
- [22] SCHAAL S. Is imitation learning the route to humanoid robots? [J]. Trends in Cognitive Sciences, 1999, 3(6): 233-242.
- [23] WANG Y, ZHANG Q X, ZHANG J A, et al. Interference characterization and mitigation for multi-beam ISAC systems in vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(10): 14729.
- [24] WANG M J, WEN Y H, WANG Q J, et al. Demonstration on range and Doppler spread of ghost target in automotive LFM CW radar[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 8505211.

作者简介



蒋康, 2023 年于蚌埠学院获得学士学位, 现于重庆交通大学攻读硕士学位, 主要研究方向为信号处理与智能感知。

E-mail: shumanxiangepic@163.com

Jiang Kang received his B. Sc. degree from Bengbu University in 2023. Now he is pursuing the master degree at Chongqing Jiaotong University. His major research interest includes signal processing and intelligent perception.



张志勇,1998 年于重庆大学获学士学位,现为重庆赛迪奇智人工智能科技有限公司高级工程师和总经理,主要研究方向为自动化系检测技术及仪器仪表。

E-mail:zhangzhiyong@cisaitech. com

Zhang Zhiyong received his B. Sc. degree from Chongqing University in 1998. Now he is currently a senior engineer and serves at the General Manager of Chongqing Saidi Qizhi Artificial Intelligence Technology Co. , Ltd. His major research interests include automation system detection technology and instrumentation.



张振源(通信作者),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(Corresponding author) 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 currently an associate professor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include deep learning and radar signal processing.