

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2109006

低 SNR 场景下微型无人机跟踪-检测融合方法*

方 鑫¹, 朱 婧¹, 黄大荣², 张振源², 肖国清³

(1. 西南石油大学机电工程学院 成都 610500; 2. 重庆交通大学信息科学与工程学院 重庆 400074;
3. 西南石油大学化学化工学院 成都 610500)

摘 要:针对低信噪比(SNR)场景下微型无人机探测难题,本文提出了一种基于序贯蒙特卡罗-检测前跟踪(SMC-TBD)的多输入多输出雷达目标跟踪-检测融合方法。区别于跟踪和检测过程相互独立的传统方法,本文方法直接利用三维傅里叶变换后未经阈值处理的雷达原始数据,通过 SMC 方法计算目标累积存在概率,在实现微型无人机连续检测的同时,完成目标轨迹的高精度跟踪。本文方法的创新在于通过融合检测和跟踪过程,实现了时间-距离-多普勒-方位域目标能量累积,提高了低 SNR 场景下微型无人机探测性能。实验结果表明,本文方法在 SNR 低于-20 dB 时,微型无人机跟踪性能才逐渐恶化,相比于雷达量测、扩展卡尔曼滤波和粒子滤波提升了约 8 dB。

关键词:微型无人机;多输入多输出雷达;序贯蒙特卡罗-检测前跟踪;长时间能量累积

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

Integrated tracking and detection of micro UAV under low SNR environment

Fang Xin¹, Zhu Jing¹, Huang Darong², Zhang Zhenyuan², Xiao Guoqing³

(1. Mechanical and Electronic Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;
2. Institute of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;
3. Chemistry and Chemical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: To address the surveillance problem of micro unmanned aerial vehicle (UAV) under low signal-to-noise ratio (SNR) environment, this article proposes an integrated target tracking and detection method based on the sequential Monte Carlo track-before-detect (SMC-TBD) algorithm by utilizing multiple input multiple output radar. Different from conventional methods considering detection and tracking processes independently, the proposed method relies on the raw unthresholding radar data cube after 3D FFT directly to calculate the accumulative existence probability of the target. In this way, the continuous detection and high precision tracking of micro UAV are achieved simultaneously. The novelty of the proposed method is that it can realize the target energy accumulation of time-range-Doppler-azimuth domain by integrating the detection and tracking process. Therefore, the micro UAV surveillance performance under low SNR condition is improved. Experiment results show that the micro UAV tracking performance of the proposed method deteriorates gradually only when SNR is lower than -20 dB, which can realize 8 dB improvement compared with radar measurements, extended Kalman filter and particle filter.

Keywords: micro UAV; MIMO radar; SMC-TBD; long-time integration

0 引 言

近年来,微型无人机违规飞行和滥用现象严重,微型

无人机蓄意偷拍、“黑飞”入侵机场、闯入重大场所等事件层出不穷,给公共安全带来巨大隐患。并且,由于具备低成本、易操控、易便携、强隐蔽性等优势,微型无人机已被用于情报搜集、预警和侦察等任务^[1],甚至可以加装武

收稿日期:2021-12-10 Received Date: 2021-12-10

* 基金项目:国家自然科学基金(62003064, 52174209)、中国博士后科学基金面上项目(2020M683653XB)、四川省科技计划项目(2021YJ0367)、重庆市自然科学基金(cstc2020jcyj-msxmX0797)、重庆市教委科学技术项目(KJQN202000717)、西南石油大学启航计划项目(2021QHZ022)资助

器执行作战任务,已经逐渐成为军队装备的一部分。

面对微型无人机给国家安全和公共安全带来的巨大威胁,亟需开展有效的微型无人机探测手段^[2-4],以实现入侵微型无人机目标的持续监视、预警和精确打击。由于微型无人机属于典型的“低慢小隐”目标,相比于高空大型无人机以及通用型无人航拍飞行器的探测,存在以下挑战:1)从目标散射特性的角度来看,相比于其他通用型无人航拍飞行器,微型无人机尺寸更小,导致微型无人机目标雷达散射截面(radar cross section, RCS)小,目标反射电磁波信号能量微弱,极易被噪声和杂波所淹没或者被强 RCS 目标所掩盖,造成漏检;2)从杂波和噪声干扰角度看,首先微型无人机采用多旋翼动力系统,飞行速度慢,巡航速度通常小于 40 km/h,导致微型无人机多普勒频率特征不明显,单从多普勒频率域难以实现杂波和噪声抑制;其次微型无人机常飞行在 100 m 以下的超低空空域,目标回波信号除了直达波以外,还包括经过地面、建筑物等反射回来的多径回波信号,这些叠加在一起会相互干扰,造成目标回波能量具有时变特性,为目标检测阈值设定带来困难。因此,在复杂低空环境、多径效应和目标本身低 RCS 等因素综合作用下,检测和跟踪微型无人机时输出信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)极低,低 SNR 场景下微型无人机的检测和轨迹跟踪是一项极具挑战性的任务^[5-6]。

在目标检测方面,由于微型无人机 RCS 小,且受到低空强 RCS 目标和多径效应影响,造成目标信号极易被杂波和噪声淹没,必须提高雷达系统输出 SNR,从而改善微型无人机检测性能。在多输入多输出(multiple input multiple output, MIMO)雷达系统架构下,目标回波信号长时间能量累积方法是提高雷达输出 SNR 最有效的方法之一^[7-9]。按照是否利用目标回波的相位信息,长时间能量累积方法可以分为非相参累积和相参累积方法。非相参累积方法基于运动轨迹对目标回波信号幅度进行累积,不需要利用回波信号的相位信息,如最大似然、Radon 变换等方法^[10-11]。但是由于没有利用回波信号的相位信息,非相参累积方法得到的 SNR 增益有限,且“阈值”现象导致当信号输入 SNR 低于某个阈值时,采用非相参累积方法不能够得到 SNR 增益,不适合直接用于微型无人机的检测。相参累积方法基于目标运动模型建立雷达信号回波模型,在此基础上利用数学变换方法消除雷达接收回波信号之间的相位差,从而实现目标能量的相参累积,如电子科技大学 Li 等^[12]提出基于 STGRFT 的相参累积方法检测高机动弱目标,西安电子科技大学 Huang 等^[13]提出了一种考虑加速度变化率的高速弱目标检测方法,海军航空大学 Chen 等^[14]提出基于 Radon 分数阶傅里叶变换的海杂波抑制和海面机动目标检测方法。相参累积能够得到最大的 SNR 增益,但是由于微型无人

机依靠多旋翼进行驱动,运动状态灵活多变,在一段时间内可能具备多个不同的运动状态,不能利用多项式模型准确描述目标运动状态,因而难以实现微型无人机回波能量长时间相参累积,恶化目标检测性能。

在目标跟踪方面,由于低 SNR 场景会带来目标漏检、虚假目标增多等现象,易造成扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)、粒子滤波(particle filtering, PF)^[15-16]等传统跟踪方法目标跟踪性能严重恶化,从而恶化微型无人机跟踪性能。针对低 SNR 场景下目标跟踪问题,现有方法主要思路为利用杂波和噪声轨迹的无序性,从目标多帧点迹信息出发,结合目标运动轨迹信息搜索航迹,实现虚假目标的滤除,从而实现低 SNR 场景下目标跟踪,如 Hough 变换、多级假设检验、动态规划等方法^[17-19]。虽然相比于 EKF 和 PF 等传统跟踪方法,这类方法对于弱目标的跟踪效果有所提升,但是其本质上还是利用了目标检测得到的点迹信息,没有摆脱对目标检测结果的依赖,因此对于低 SNR 下弱目标跟踪性能提升有限。

通过上述分析可以发现,尽管针对低 SNR 场景下雷达弱目标探测方法研究已取得一定进展,但是由于微型无人机存在 RCS 小、运动状态灵活多变等问题,低空环境下微型无人机探测仍面临诸多挑战,具体体现在:1)在目标检测方面,必须通过长时间累积目标回波信号能量提高微型无人机检测的输出 SNR,但是现有的长时间能量累积方法面临微型无人机运动状态灵活多变问题,无法建立精确的目标回波信号模型,必须研究更具针对性的长时间能量累积方法;2)在目标跟踪方面,现有的跟踪方法过度依赖单帧雷达回波数据的阈值检测结果,必须从雷达未经阈值处理的原始数据出发,从根本上提高低 SNR 场景下雷达对于微型无人机的跟踪性能。

针对上述微型无人机探测难题,本文提出了一种低 SNR 场景下基于序贯蒙特卡罗检测前跟踪(sequential Monte Carlo track-before-detect, SMC-TBD)的微型无人机跟踪-检测融合方法,从未经阈值处理的雷达原始数据出发,融合了微型无人机检测和跟踪过程。本文所提方法主要贡献如下:

1)提出了一种基于 SMC-TBD 的微型无人机 MIMO 雷达跟踪-检测方法,将目标检测和跟踪相融合,解决低 SNR 环境下微型无人机检测和跟踪难题;

2)提出了基于目标累积存在概率的微型无人机信号能量长时间积累方法,联合时间-距离-多普勒-方位域实现了目标信号能量累积,解决了微型无人机运动状态多变条件下目标信号能量累积难题;

3)基于 MIMO 毫米波雷达平台和大疆 Tello 微型四旋翼无人机,在真实实验场景下验证了本文提出的微型无人机跟踪-检测融合方法的有效性。

1 MIMO 雷达信号处理

假设 MIMO 雷达发射调频连续波 (frequency-modulated continuous wave, FMCW) 信号, 则第 i 个发射天线发射信号 $S_i(\hat{t}, n, i)$ 可以表示为:

$$S_i(\hat{t}, n, i) = C_i^n \exp[j2\pi f_0 t_{sum} + j\gamma\pi(t_{sum} - nT_c)^2] \quad (1)$$

式中: f_0 表示发射信号载波频率, $t_{sum} = \hat{t} + nT_c$ 表示总时间, $\hat{t} \in [0, T_c]$ 为 FMCW 信号调频时间变量, $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 表示发射 FMCW 信号序号, N 表示发射 FMCW 信号总数, T_c 表示 FMCW 信号调频时间, γ 表示 FMCW 信号调频斜率, $C_i^n = \exp[j\phi_{i,n}]$ 表示 MIMO 雷达第 i 个发射天线第 $n+1$ 个 FMCW 发射信号乘以的相位编码系数, $\phi_{i,n}$ 为第 i 个天线第 $n+1$ 个 FMCW 发射信号的相位编码。

经过目标反射后, 雷达第 l ($l=1, 2, \dots, N_R$) 个接收天线接收信号可以表示为:

$$S_l(\hat{t}, n, i, l) = \sum_{i=1}^{N_T} C_i^n \exp\{j2\pi f_0 [t_{sum} - (\tau_n + \tau_{il})] + j\gamma\pi [t_{sum} - nT_c - (\tau_n + \tau_{il})]^2\} \quad (2)$$

式中: $\tau_n = \frac{2R(n)}{c}$ 表示由目标引入的第 $n+1$ 个发射信号与接收信号的时延, $R(n)$ 表示雷达与目标之间的斜距, 考虑到雷达两帧数据之间时间间隔很短 (通常为 ms 量级), 本文假设微型无人机在单帧雷达数据持续时间内做匀速运动, 即 $R(n) = R_0 + v_k n T_c$, R_0 表示目标与雷达之间的初始距离, v_k 表示雷达第 k 帧数据目标运动速度, $\tau_{il} = \frac{i-1}{c} d_i \sin\theta_i + \frac{l-1}{c} d_r \sin\theta_r$ 表示发射天线和接收天线位置不同引入的时延, d_i 表示发射天线之间的间隔, d_r 表示接收天线之间的间隔, θ_i 和 θ_r 分别表示发射和接收信号角度, 由于雷达与目标之间的距离远大于雷达天线间距 ($R_0 \gg \lambda$), 因此本文假设发射和接收信号角度近似相等, 即 $\theta_i \approx \theta_r = \theta$ 。

MIMO 雷达在接收端通过信号处理实现 MIMO 相位解调, 并且当 $d_i = N_R d_r$ 时 MIMO 毫米波雷达可以实现最大虚拟天线扩展。因此, 对 MIMO 雷达接收信号进行下变频、去斜处理以及 MIMO 解调后, 有:

$$S_{beat}(n_r, n_v, m) = \exp\left(-j \frac{4\pi R_0}{\lambda} - j \frac{4\pi\gamma R_0}{c} n_r T_s - j \frac{8\pi v_k n_v T_c}{\lambda} - j2\pi \frac{m d_r \sin\theta}{\lambda}\right) \quad (3)$$

式中: $n_v = 0, 1, 2, \dots, N_v$ 表示虚拟天线扩展后 FMCW 信号的序号, N_v 表示虚拟天线扩展后 FMCW 信号总数, 对于二进制相位调制 MIMO (binary phase modulation

MIMO, BPM-MIMO) 雷达, $N_v = \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor$ 。 T_s 表示采样间隔, $n_r = 0, 1, 2, \dots, N_r$ 表示快时间采样点序号, N_r 表示采样总数。

式(3)中相位部分从左至右一共包括 4 个部分, 第 1 部分为常数, 第 2 部分包含了微型无人机距离信息, 第 3 部分包含了微型无人机速度信息, 第 4 部分包含了目标角度信息, 因此分别沿 n_r 、 n_v 和 m 进行傅里叶变换, 可以得到:

$$z_k = \frac{\sin\left[2\pi N_r T_s \left(f_r + \frac{2\gamma r_k}{c}\right)\right] \sin\left[2\pi N_v T_c \left(f_d + \frac{2v_k}{\lambda}\right)\right]}{\sin\left[2\pi T_s \left(f_r + \frac{2\gamma r_k}{c}\right)\right] \sin\left[2\pi T_c \left(f_d + \frac{2v_k}{\lambda}\right)\right]} \times \frac{\sin\left[\pi M \frac{d_r}{\lambda} (f_a + \sin\theta_k)\right]}{\sin\left[\pi \frac{d_r}{\lambda} (f_a + \sin\theta_k)\right]} \exp(j\varphi_k) \quad (4)$$

式中: z_k 表示第 k 帧雷达数据三维傅里叶变换结果, φ_k 表示第 k 帧数据进行三维傅里叶变换后接收信号的相位, $f_r \in [-f_s/2, f_s/2]$ 表示距离频率变量, $f_s = 1/T_s$ 表示毫米波雷达距离采样频率, r_k 表示第 k 帧雷达数据接收时刻 (k 时刻) 目标与雷达的斜距, $f_d \in [-1/4T_c, 1/4T_c]$ 表示多普勒频率变量, v_k 表示第 k 帧目标相对于雷达的径向速度, $f_a \in [-\lambda/2d_r, \lambda/2d_r]$ 表示角度频率变量, θ_k 表示雷达接收信号方位角。

由式(4)可知, 当目标存在时, 三维傅里叶变换结果 z_k 在 $f_r = -2kr_k/c$ 且 $f_d = -2v_k/\lambda$ 且 $f_a = -\sin\theta_k$ 处会出现峰值。基于此, 传统雷达信号处理在得到虚拟天线扩展差拍信号后, 往往先进行三维傅里叶变换处理, 然后利用阈值处理方法, 如恒虚警检测 (constant false-alarm rate, CFAR) 提取目标距离、速度和角度信息, 最后结合跟踪算法实现目标跟踪。与传统方法不同, 为了尽可能提高微型无人机检测和轨迹跟踪性能, 下一节本文直接利用三维傅里叶变换后的原始数据, 提出了一种基于 SMC-TBD 的微型无人机跟踪-检测融合方法。

2 基于 SMC-TBD 的微型无人机跟踪-检测融合方法

本节提出了一种基于 SMC-TBD 的微型无人机跟踪-检测融合方法。首先, 基于目标存在概率和目标航迹推算运动模型, 建立了微型无人机跟踪状态方程; 其次, 通过重构微型无人机距离、多普勒频率和角度三维数据, 建立了微型无人机跟踪观测方程; 在此基础上, 提出了一种基于 SMC-TBD 的微型无人机跟踪-检测融合方法。

2.1 微型无人机动态模型构建

1) 目标状态方程

假设微型无人机在第 k 帧和第 $k+1$ 帧间隔时间内, 目标运动可以近似为匀速直线运动, 为了预测 $k+1$ 时刻目标运动状态, 建立微型无人机运动直角坐标系 $O-XY$, 雷达位于坐标原点 O , 若雷达接收到第 k 帧数据时目标位于 (x_k, y_k) 处, 则有:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \dot{x}_k T \\ y_{k+1} = y_k + \dot{y}_k T \end{cases} \quad (5)$$

式中: T 表示第 k 帧与第 $k+1$ 帧之间的时间间隔, x_k 和 y_k 分别表示 k 时刻目标在 X 轴和 Y 轴的距离坐标, \dot{x}_k 和 \dot{y}_k 分别表示 k 时刻目标沿 X 轴和 Y 轴的速度。

因此, 目标状态方程可以表示如下:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{G}_k \boldsymbol{\omega}_k \quad (6)$$

式中: $\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 表示目标状态转移矩阵, $\mathbf{G}_k =$

$\begin{bmatrix} T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T \end{bmatrix}^T$ 表示噪声转移矩阵, $\boldsymbol{\omega}_k$ 表示过程噪声。

2) MIMO-FMCW 雷达观测方程

假设毫米波雷达多帧观测数据表示如下:

$$\mathbf{Z}_{1:K} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_K\} \quad (7)$$

式中: K 表示雷达接收数据总的帧数, \mathbf{z}_k 表示第 k 帧雷达接收数据三维傅里叶变换结果。

如式(4)所示, 三维傅里叶变换后雷达第 k 帧观测数据是由距离、多普勒频率和角度所组成的三维数据立方体, 一共包括 $N_r \times N_v \times N_\theta$ 个分辨单元, 距离、多普勒频率和角度对应的分辨率分别为 ρ_r 、 ρ_v 和 ρ_θ 。为了直接利用雷达原始数据, 本文通过引入信号幅度指数衰减模型重构微型无人机接收信号距离、多普勒频率和角度三维数据立方体, 建立观测方程如下:

$$|z_k^{n_r, n_v, n_\theta}| = A_k \mathbf{h}^{n_r, n_v, n_\theta}(\mathbf{X}_k) + \boldsymbol{\eta}_k^{n_r, n_v, n_\theta} \quad (8)$$

式中: A_k 表示信号幅度, $|\cdot|$ 表示取模符号, $\mathbf{h}^{n_r, n_v, n_\theta}$ 为分辨单元 (n_r, n_v, n_θ) 处的观测噪声, $\mathbf{h}^{n_r, n_v, n_\theta}(\mathbf{X}_k)$ 表示分辨单元 (n_r, n_v, n_θ) 处关于 \mathbf{X}_k 的指数衰减模型, 即:

$$\mathbf{h}^{n_r, n_v, n_\theta}(\mathbf{X}_k) = \exp \left[-\frac{(r_{n_r} - r_k)^2}{2N_r} L_r - \frac{(v_{n_v} - v_k)^2}{2N_v} L_d - \frac{(\theta_{n_\theta} - \theta_k)^2}{2N_\theta} L_b \right] \quad (9)$$

$$r_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \quad (10)$$

$$v_k = (x_k \dot{x}_k + y_k \dot{y}_k) / r_k \quad (11)$$

$$\theta_k = \arctan(y_k/x_k) \quad (12)$$

式中: r_{n_r} 、 v_{n_v} 和 θ_{n_θ} 分别表示毫米波雷达第 k 帧观测分辨单元 (n_r, n_v, n_θ) 处距离、径向速度和角度取值, L_r 、 L_d 和 L_b 分别表示目标影响的标准偏差。

2.2 基于 SMC-TBD 的微型无人机跟踪-检测融合方法

直接利用未经阈值处理的雷达原始数据同时实现微型无人机的跟踪和检测存在以下两个挑战: 1) 由于没有提取目标距离、速度等运动参数估计值作为量测信息, 不能够借助传统跟踪方法思想, 直接利用目标运动参数之间的联系建立观测方程; 2) 由于没有基于阈值进行目标检测, 因此雷达原始数据中是否存在目标是不确定的。针对第 1 个问题, 本文通过引入信号幅度指数衰减模型重构雷达距离、多普勒频率和角度三维数据立方体, 建立 MIMO-FMCW 雷达观测方程。针对第 2 个问题, 本文通过引入目标存在状态 $E_k = \{0, 1\}$ 表示第 k 帧数据中是否存在微型无人机, 如果目标存在则 $E_k = 1$, 否则 $E_k = 0$, 最终结合递归贝叶斯理论和序贯蒙特卡罗方法, 通过统计多帧数据目标累积存在概率, 融合目标跟踪和检测过程, 在实现目标检测的同时, 实现目标轨迹跟踪。

在雷达第 $k+1$ 帧回波数据中, 虽然目标存在与否是不确定的, 但是可以通过第 k 帧数据进行推断, 通过引入目标出生概率和目标死亡概率, 将其建模为具有两个状态的马尔可夫过程, 其状态转移矩阵为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 - P_d & P_b \\ P_d & 1 - P_b \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: $P_b = P(E_{k+1} = 1 | E_k = 0)$ 表示目标出生概率, $P_d = P(E_{k+1} = 0 | E_k = 1)$ 表示目标死亡概率, $1 - P_d$ 和 $1 - P_b$ 分别表示目标继续存在概率和继续死亡概率。

基于马尔科夫状态转移矩阵, 第 k 帧与第 $k+1$ 帧数据之间目标存在概率递归关系可以表示如下:

$$\begin{bmatrix} P(E_{k+1} = 1) \\ P(E_{k+1} = 0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - P_d & P_b \\ P_d & 1 - P_b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P(E_k = 1) \\ P(E_k = 0) \end{bmatrix} \quad (14)$$

将目标存在概率融入递归贝叶斯理论后, 可以得到第 $k+1$ 帧数据预测过程中目标状态先验概率为:

$$P(\mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1 | \mathbf{Z}_{1:k}) = (1 - P_d) \int P(\mathbf{X}_{k+1} | \mathbf{X}_k, E_{k+1} = 1, E_k = 1) \times P(\mathbf{X}_k, E_k = 1 | \mathbf{Z}_{1:k}) d\mathbf{X}_k + P_0(\mathbf{X}_{k+1}) P_b \quad (15)$$

式中: $P_0(\mathbf{X}_{k+1})$ 和 $P(\mathbf{X}_k, E_k = 1 | \mathbf{Z}_{1:k})$ 分别表示初始概率和后验概率。

同理, 考虑目标存在概率, 基于递归贝叶斯理论可以得到第 $k+1$ 帧数据更新过程中目标状态后验概率:

$$P(\mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1 | \mathbf{Z}_{1:k+1}) \propto P(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) P(\mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1 | \mathbf{Z}_{1:k}) \quad (16)$$

式中: $P(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1)$ 表示似然函数。

假设雷达距离、多普勒频率和角度分辨单元中观测数据相互独立,则 $k+1$ 帧数据 \mathbf{X}_{k+1} 的似然概率可以表示为边缘概率的乘积,即:

$$P(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) = \prod_{n_r=1}^{N_r} \prod_{n_v=1}^{N_v} \prod_{n_\theta=1}^{N_\theta} P(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) \quad (17)$$

同时由于目标对临近分辨单元影响较大,而对距离较远的分辨单元影响较小,故上式可以近似为:

$$P(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) \approx \prod_{n_r \in C_r(\mathbf{X}_{k+1})} \prod_{n_v \in C_v(\mathbf{X}_{k+1})} \prod_{n_\theta \in C_\theta(\mathbf{X}_{k+1})} P(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) \times \prod_{n_r \notin C_r(\mathbf{X}_{k+1})} \prod_{n_v \notin C_v(\mathbf{X}_{k+1})} \prod_{n_\theta \notin C_\theta(\mathbf{X}_{k+1})} P(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | E_{k+1} = 0) \quad (18)$$

式中: $C_r(\mathbf{X}_{k+1})$, $C_v(\mathbf{X}_{k+1})$, $C_\theta(\mathbf{X}_{k+1})$ 分别表示受到目标影响的距离、多普勒频率和角度分辨单元集合。

当目标不存在时, $P(\mathbf{Z}_{k+1} | E_{k+1} = 0)$ 与目标状态 \mathbf{X}_{k+1} 无关,对于每个分辨单元,定义似然比函数如下:

$$L(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) = \begin{cases} \frac{P(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1)}{P(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | E_{k+1} = 0)}, & E_{k+1} = 1 \\ 1, & E_{k+1} = 0 \end{cases} \quad (19)$$

若雷达观测数据各个分辨单元中的噪声为相互独立的高斯白噪声,可以得到:

$$P(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) \sim N(A_{k+1} \mathbf{h}_{k+1}^{n_r, n_v, n_\theta}(\mathbf{X}_{k+1}), \sigma^2) \quad (20)$$

$$P(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | E_{k+1} = 0) \sim N(0, \sigma^2) \quad (21)$$

将式(20)和(21)代入概率式(19),当目标存在时, $k+1$ 帧数据的似然比表达式可重写为:

$$L(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) = \exp\left(-\frac{A_{k+1} \mathbf{h}_{k+1}^{n_r, n_v, n_\theta}(\mathbf{X}_{k+1})(A_{k+1} \mathbf{h}_{k+1}^{n_r, n_v, n_\theta}(\mathbf{X}_{k+1}) - 2\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)})}{2\sigma^2}\right) \quad (22)$$

基于式(18)和(22),当目标存在时,目标在 $N_r \times N_v \times N_\theta$ 个距离单元的全局似然比可以表示为:

$$L(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) = \prod_{n_r \in C_r(\mathbf{X}_{k+1})} \prod_{n_v \in C_v(\mathbf{X}_{k+1})} \prod_{n_\theta \in C_\theta(\mathbf{X}_{k+1})} L(\mathbf{Z}_{k+1}^{(n_r, n_v, n_\theta)} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1) \quad (23)$$

贝叶斯滤波在理论上可以得到“最优解”,但由于系统的非线性,上述积分运算较为复杂,且没有解析解。为了解决这一难题,本文引入序贯蒙特卡罗法对后验概率密度函数进行近似估计。序贯蒙特卡罗法是通过随机采样,其本质思想是通过数学期望来求解复杂积分,即从状态空间中随机产生 N_s 个独立样本,用样本的期望近似计算状态向量的后验概率密度。

首先,在第 k 帧随机生成 N_s 个样本,根据式(14)对第 $k+1$ 帧样本状态进行预测。此时第 $k+1$ 帧的样本状态可分为 N_b 个新生样本, N_c 个继续样本和 N_d 个死亡样本。其中若第 q 个样本为新生样本则有 $\{E_k^q = 0, E_{k+1}^q = 1\}$, 随机生成第 $k+1$ 帧的状态矢量 $\mathbf{X}_{k+1}^q = [x_{k+1}^q, \dot{x}_{k+1}^q, y_{k+1}^q, \dot{y}_{k+1}^q]$; 若第 q 个样本为继续样本则可以得到 $\{E_k^q = 1, E_{k+1}^q = 1\}$, 第 $k+1$ 帧的状态矢量 $\mathbf{X}_{k+1}^q = [x_{k+1}^q, \dot{x}_{k+1}^q, y_{k+1}^q, \dot{y}_{k+1}^q]$ 由式(6)进行预测得到; 若第 q 个样本为死亡样本则可以得到 $E_{k+1}^q = 0$, 状态矢量为 0。

其次,结合第 $k+1$ 帧的观测信息,通过式(23)对每个样本权值进行更新,并进行归一化处理,即:

$$w_{k+1}^q = \begin{cases} L^q(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1), & E_{k+1}^q = 1 \\ 1, & E_{k+1}^q = 0 \end{cases} \quad (24)$$

$$\tilde{w}_{k+1}^q = w_{k+1}^q / \sum_{i=1}^{N_s} w_{k+1}^i \quad (25)$$

式中: w_{k+1}^q 和 \tilde{w}_{k+1}^q 分别表示第 $k+1$ 帧数据第 q 个样本更新和归一化后的权值, $L^q(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{X}_{k+1}, E_{k+1} = 1)$ 表示第 q 个样本的似然比。

得到第 $k+1$ 帧样本归一化权重后,对其进行重采样,并计算目标累积存在概率,即:

$$P_{E_{k+1}} = \sum_{i=1}^{N_s} E_{k+1}^i / N_s \quad (26)$$

最后,基于目标累积存在概率,通过设定阈值 P_T 判断第 $k+1$ 帧目标是否存在。若 $P_{E_{k+1}} > P_T$, 则判定第 $k+1$ 帧目标存在,并计算样本状态期望,提取目标轨迹信息,即:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \left(\sum_{i=1}^{N_s} E_{k+1}^i \mathbf{X}_{k+1}^i \right) / N_{E_{k+1}} \quad (27)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}$ 表示估计得到的第 $k+1$ 帧目标状态, $N_{E_{k+1}}$ 表示目标存在状态为 1 的样本总数。

综上所述,本文利用未经阈值处理的雷达原始数据,基于 SMC-TBD 方法融合了目标检测和跟踪过程,同时实现了微型无人机的持续检测和轨迹跟踪。

2.3 性能分析

1) 计算复杂度分析

假设距离快速傅立叶变换 (fast Fourier transform, FFT)、慢时间 FFT 和角度 FFT 的点数分别为 N_r 、 N_v 和 N_θ , 雷达一共处理 K 帧数据,目标状态变量总数为 n_x , 序贯蒙特卡罗法样本总数为 N_s 。本文提出的 SMC-TBD 微型无人机跟踪-检测融合方法主要包括微型无人机雷达回波信号处理和基于 SMC-TBD 的微型无人机轨迹-检测融合两个部分。其中微型无人机雷达回波信号处理部分通过三维(距离、慢时间和角度)傅里叶变换得到未经阈值处理的距离-多普勒频率-角度谱原始数据,因此该部

分计算复杂度为 $O(N_r N_v N_\theta \log_2 N_r N_v N_\theta)$ 。基于 SMC-TBD 的微型无人机轨迹-检测融合部分通过序贯蒙特卡罗法实现后验概率密度计算,对于单个距离、多普勒频率和角度分辨单元,序贯蒙特卡罗法计算后验概率密度的算法复杂度为 $O(N_s n_x^2)$,因此该部分的计算复杂度为 $O(N_r N_v N_\theta N_s n_x^2)$ 。故本文提出的微型无人机跟踪-检测融合方法处理 K 帧数据总的计算复杂度为 $O(KN_r N_v N_\theta \log_2 N_r N_v N_\theta + KN_r N_v N_\theta N_s n_x^2)$ 。

作为对比,本文还给出了传统 EKF 和 PF 目标跟踪方法的计算复杂度,如表 1 所示。假设 $K = N_r = N_v = N_\theta = N_s = N_{all}$,则本文方法、PF 方法和 EKF 方法的计算复杂度分别为 $O(N_{all}^4 \log_2 N_{all}^3 + N_{all}^5 n_x^2)$ 、 $O(N_{all}^4 \log_2 N_{all}^3 + N_{all}^2 n_x^2)$ 和 $O(N_{all}^4 \log_2 N_{all}^3 + N_{all} n_x^3)$ 。可以看到,PF 方法和 EKF 方法有着相近的计算复杂度,这是因为两种方法的计算量主要体现在前面三维傅里叶变换处理部分。尽管本文方法相比于 PF 方法和 EKF 方法计算复杂度更高,但是从后续目标跟踪性能验证角度看,如图 2 和 6 所示,本文方法在低 SNR 场景下微型无人机跟踪性能明显优于传统 PF 方法和 EKF 方法。同时,通过上述分析可以发现本文方法计算开销主要集中在对每个样本以及每个距离、多普勒频率和角度分辨单元的遍历运算上面,未来可以借助并行计算方法和图形处理器 (graphics processing unit, GPU),通过优化算法架构或引入流水线等并行计算模式,提高本文方法的计算效率,进一步提高微型无人机检测和跟踪的实时性。

表 1 不同算法复杂度对比

Table 1 Complexity comparison of different algorithms

算法	计算复杂度
本文算法	$O(KN_r N_v N_\theta \log_2 N_r N_v N_\theta + KN_r N_v N_\theta N_s n_x^2)$
3DFFT+CFAR+PF	$O(KN_r N_v N_\theta \log_2 N_r N_v N_\theta + KN_s n_x^2)$
3DFFT+CFAR+EKF	$O(KN_r N_v N_\theta \log_2 N_r N_v N_\theta + KN_s n_x^3)$

2) 样本数影响分析

序贯蒙特卡罗法对后验概率密度函数进行近似估计时,随机产生的样本总数 N_s 越大,对目标状态后验概率密度函数的估计越准确,但 SMC-TBD 微型无人机跟踪-检测融合方法的计算复杂度也越高。为了分析序贯蒙特卡罗法样本总数 N_s 对微型无人机运动轨迹跟踪性能的影响,图 1 所示为信噪比分别等于 -15、-5 和 15 dB 时目标距离估计的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 随样本总数 N_s 的变化曲线。从图中可以看到不同 SNR 下目标距离估计 RMSE 随样本总数 N_s 的变化趋势基本一致,即在不同 SNR 下样本总数 N_s 对目标轨迹跟踪性能的影响相同。同时,从图 1 中还可以看到,当样本

总数 N_s 大于 200 时,不同 SNR 下目标距离估计 RMSE 均开始收敛,当样本总数 N_s 大于 1 000 时,目标距离估计 RMSE 趋于平稳。因此,为了平衡本文方法的算法计算复杂度和目标跟踪性能,同时为了保持样本的多样性,在后续的仿真和实验部分,本文将序贯蒙特卡罗法随机产生的样本总数 N_s 取值设置为 1 000。

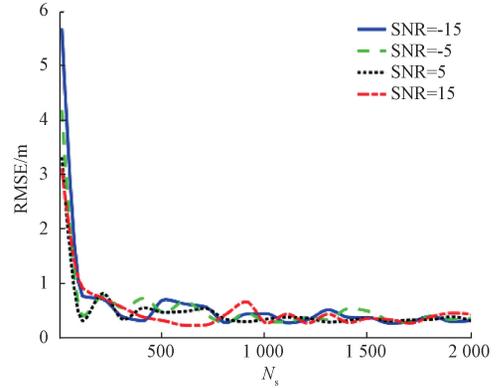


图 1 不同 SNR 下距离估计 RMSE 随样本数 N_s 变化曲线
Fig. 1 Estimated range RMSE curves with N_s increasing under different SNR conditions

3 仿真和实验结果

首先利用仿真数据给出了在 SNR = -20 dB 条件下本文方法微型无人机的轨迹跟踪结果,然后分析了低 SNR 下本文方法微型无人机的检测和跟踪性能。同时,为了更好验证本文提出的微型无人机运动轨迹跟踪方法的有效性,本节还给出了雷达量测轨迹以及 EKF 和 PF 两种方法的微型无人机轨迹跟踪结果作为对比。最后,基于 TI 公司 AWR1642 MIMO-FMCW 毫米波雷达系统,利用大疆 Tello 微型无人机的检测和运动轨迹跟踪结果进一步验证了本文所提方法的有效性。

3.1 仿真结果分析

图 2 所示为 MIMO 雷达微型无人机的运动轨迹跟踪结果。图中高斯白噪声加入到了目标雷达回波信号中且 SNR = -20 dB, MIMO 雷达位于坐标原点,微型无人机位于 (1.6, 12) 处以 1 m/s 沿 X 轴负方向运动。由图 2(a) 可知,在雷达回波信号距离多普勒谱,当 SNR = -20 dB 时微型无人机已经几乎被噪声所淹没。图 2(b) 所示为雷达量测、EKF、PF 以及本文方法微型无人机运动轨迹跟踪结果,从图中可以看到由于 EKF 和 PF 方法跟踪效果过度依赖于雷达量测结果,因此 EKF 和 PF 方法的跟踪效果都很差。而本文提出的微型无人机运动轨迹跟踪方法融合了检测和跟踪过程,可以适用于低 SNR 环境,

因此,图 2(b)中本文方法得到的微型无人机运动轨迹跟踪结果接近目标真实轨迹。图 2(c)所示为微型无人机距离估计误差累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)。可以看到低 SNR 场景下本文提出的微型无人机运动轨迹跟踪方法距离估计误差 $<0.5\text{ m}$ 的概率 >0.8 ,而其他方法的距离误差都很大。因此,相比于雷达观测、EKF 方法和 PF 方法,在低 SNR 场景下,本文提出的方法通过时间-距离-多普勒-方位域能量累积,可以有效提高微型无人机等低慢小目标的检测跟踪性能。

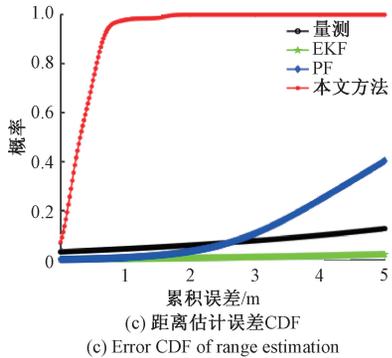
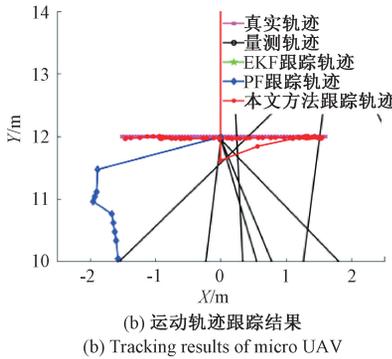
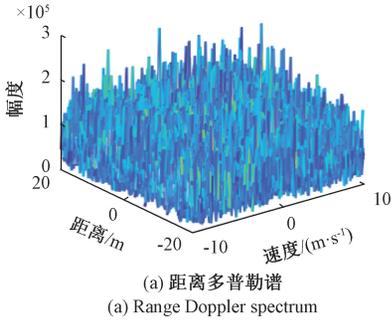


图 2 SNR = -20 dB 时微型无人机检测跟踪结果
Fig. 2 Detection and tracking results of micro UAV when SNR = -20 dB

为了验证本文提出方法在不同信噪比环境下微型无人机检测轨迹性能,图 3 和 4 分别给出了微型无人机检测概率和距离估计 RMSE 随 SNR 变化曲线。从图 3 可以看到本文方法的检测概率在 SNR 大于 -20 dB 时在

0.97 以上,当 SNR 低于 -20 dB 时,检测概率才开始下降,抗 SNR 能力相比于传统 CFAR 检测方法有了很大提升。从图 4 可以看到,由于 EKF 和 PF 跟踪性能依赖于雷达量测结果,当 SNR 小于 -12 dB 的时候,雷达量测、EKF 方法和 PF 方法的距离估计 RMSE 迅速增大,微型无人机运动轨迹跟踪性能极具恶化,而本文方法在 SNR 接近 -20 dB 的时候微型无人机距离估计 RMSE 才开始恶化,相比于雷达量测、EKF 方法和 PF 方法提升了约 8 dB。

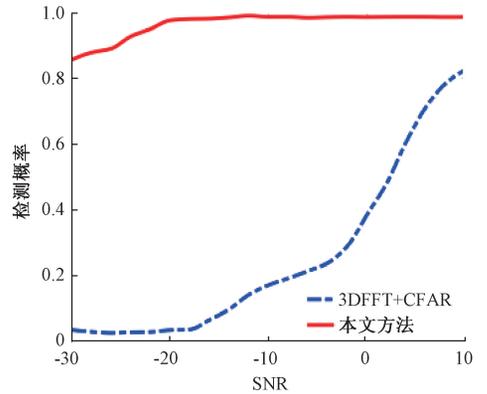


图 3 不同 SNR 下检测概率曲线
Fig. 3 Detection probability curve with SNR increasing

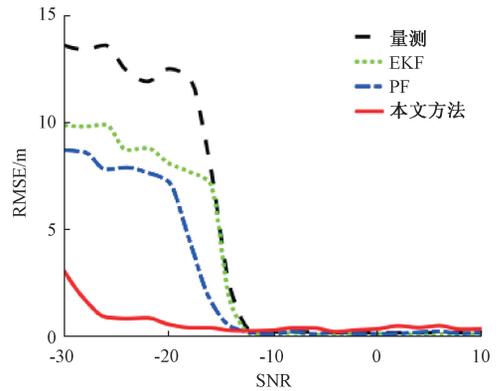


图 4 距离估计 RMSE 随 SNR 变化曲线
Fig. 4 RMSE curve of estimated range with SNR increasing

3.2 实验结果分析

基于 TI 公司 AWR1642 MIMO-FMCW 毫米波雷达,本小节在真实实验场景下利用大疆 Tello 微型无人机验证了本文所提微型无人机跟踪-检测融合方法的有效性,如图 5 所示。图 5(a)为实验用微型无人机,整机尺寸约为一个成人手掌大小,图 5(b)为 AWR1642 MIMO-FMCW 毫米波雷达。真实实验场景如图 5(c)所示,地点位于重庆市南岸区南滨路附近。以雷达为坐标原点建立直角坐标系,大疆 Tello 微型无人机在 $y=4\text{ m}$ 和 $y=8\text{ m}$ 沿 x 轴反方向做直线运动,运动轨迹跟踪结果如图 6 所示。

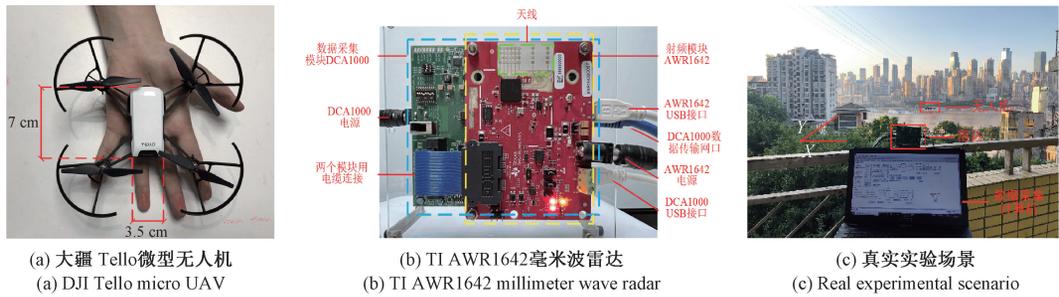


图5 实验设备及实验场景

Fig. 5 Experimental equipment and environment scenario

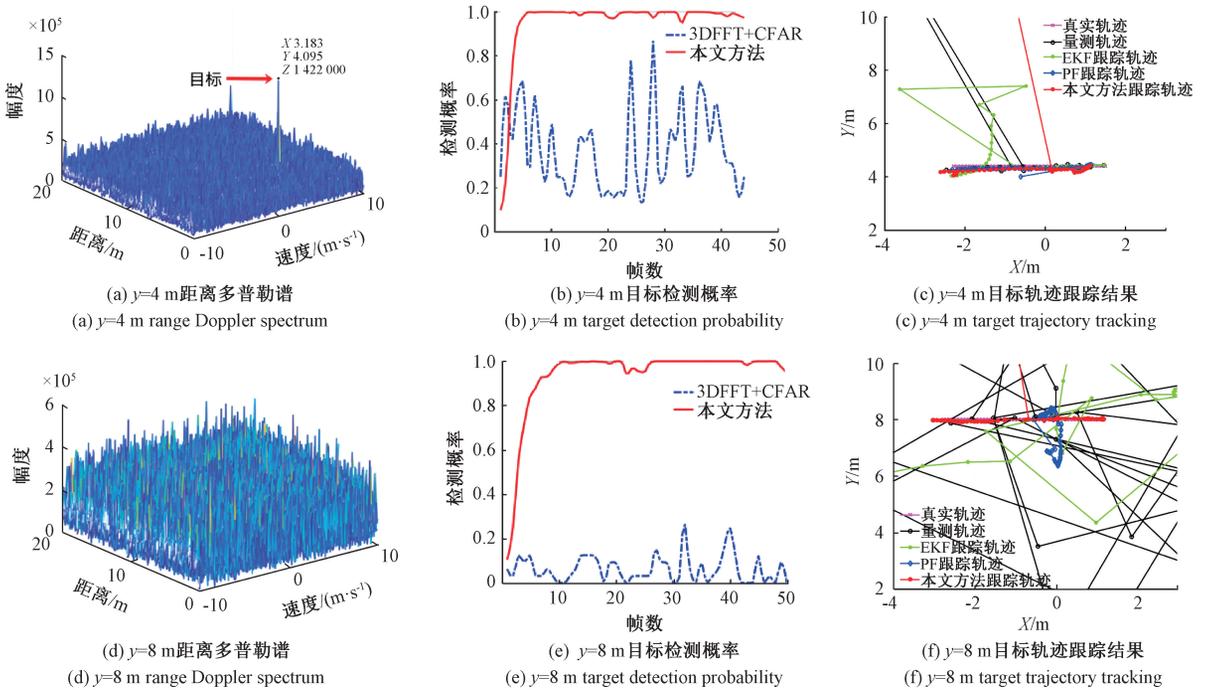


图6 大疆 Tello 微型无人机检测跟踪结果

Fig. 6 DJI Tello micro UAV detection and tracking results

图 6(a) 和 (d) 分别为 $y = 4\text{ m}$ 和 $y = 8\text{ m}$ 时雷达第 40 帧接收数据的距离多普勒谱, 可以看到随着大疆 Tello 微型无人机与雷达之间的距离增大, 飞行器目标雷达回波信号 SNR 逐渐降低, $y = 4\text{ m}$ 时可以清晰看到目标峰值, $y = 8\text{ m}$ 时目标完全被淹没。图 6(b) 和 (e) 为 CFAR 检测和本文所提方法在不同帧雷达回波数据下微型无人机目标的检测结果, 从图中可以看出, 本文方法在 $y = 4\text{ m}$ 和 $y = 8\text{ m}$ 时均能检测到目标, 而基于三维傅里叶变换结果的 CFAR 检测方法随着目标与雷达距离增大, 检测效果逐渐恶化, 在 $y = 8\text{ m}$ 时已经几乎不能检测到目标。图 6(c) 和 (f) 为无人机运动轨迹跟踪结果。在 $y = 4\text{ m}$ 时, 雷达量测、EKF 方法、PF 方法以及本文所提方法有着相似的运动轨迹跟踪性能, 如图 6(c) 所示。但是随着雷达与目标距离的增加, 雷达

量测、EKF 方法以及 PF 方法的跟踪性能逐渐变差, 当 $y = 8\text{ m}$ 时已经几乎不能够跟踪到目标, 如图 6(f)。而本文方法在 $y = 4\text{ m}$ 和 $y = 8\text{ m}$ 时均能较好实现微型无人机运动轨迹跟踪。

最后, 通过仿真和真实环境下的实验结果可以看到, 由于本文方法将跟踪和检测过程相融合, 实现了微型无人机回波信号在时间-距离-多普勒-方位域的能量累积, 相比于传统的检测和跟踪方法, 本文方法更适用于低 SNR 下微型无人机检测和轨迹跟踪。

4 结 论

针对低 SNR 场景下微型无人机检测和跟踪问题, 不同于将目标检测和跟踪过程分立的传统方法, 本文提出

了一种基于SMC-TBD的MIMO雷达微型无人机跟踪-检测融合方法。该方法直接利用雷达回波三维傅里叶变换结果作为观测数据,基于SMC-TBD将目标检测和跟踪过程相融合,克服了目标跟踪对于目标检测结果的依赖,实现了低SNR环境下微型无人机的持续检测和高精度跟踪。仿真和实验结果表明:1)在目标检测方面,相比于传统检测方法,本文方法在低SNR环境下有着更好的微型无人机检测性能;2)在目标运动轨迹跟踪方面,在SNR大于-12 dB时,本文方法和EKF、PF等传统运动轨迹跟踪方法有着相近的微型无人机轨迹跟踪性能,但是当SNR小于-12 dB时,EKF、PF等传统方法目标跟踪性能急剧恶化,而本文方法仍能够得到较好的微型无人机目标运动轨迹跟踪结果。

参考文献

- [1] 陈丹琪, 金国栋, 谭力宁, 等. 一种基于KL-AEPF的无人机侦察移动目标定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 227-236.
CHEN D Q, JIN G D, TAN L N, et al. A KL-AEPF based UAV reconnaissance moving target localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 227-236.
- [2] FANG X, XIAO G Q. Rotor blades micro-Doppler feature analysis and extraction of small unmanned rotorcraft [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3): 3592-3601.
- [3] OH B S, LIN Z P. Extraction of global and local micro-Doppler signature features from FMCW radar returns for uav detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 57(2): 1351-1360.
- [4] NIE W, HAN Z C, LI Y, et al. UAV Detection and localization based on multi-dimensional signal features[J]. IEEE Sensors Journal, 2021.
- [5] FAN Y F, TAO M L, SU J, et al. Weak target detection based on joint fractal characteristics of autoregressive spectrum in sea clutter background[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(12): 1824-1828.
- [6] YU W C, SU W M, GU H, et al. Weak maneuvering target detection in random pulse repetition interval radar[J]. Signal Processing, 2020, 171: 107520.
- [7] 陈小龙, 黄勇, 关键, 等. MIMO雷达微弱目标长时积累技术综述[J]. 信号处理, 2020, 36(12): 1947-1964.
CHEN X L, HUANG Y, GUAN J, et al. Summary of long-time integration techniques for weak targets of MIMO radar[J]. Journal of Signal Processing, 2020, 36(12): 1947-1964.
- [8] LI X L, YANG Y C, SUN Z, et al. Multi-frame integration method for radar detection of weak moving target[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(4): 3609-3624.
- [9] SUN Z, LI X L, CUI G L, et al. Hypersonic target detection and velocity estimation in coherent radar system based on scaled Radon Fourier transform [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(6): 6525-6540.
- [10] TOWLIAT M, TABATABAEE S M J A, RAJABZADEH M. A simple ML detection for coded generalized frequency division multiplexing in MIMO channels [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 67(3): 798-807.
- [11] BIONDI F. A polarimetric extension of low-rank plus sparse decomposition and radon transform for ship wake detection in synthetic aperture radar images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(1): 75-79.
- [12] LI X L, SUN Z, YEO T S, et al. STGRFT for detection of maneuvering weak target with multiple motion models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(7): 1902-1917.
- [13] HUANG P H, XIA X G, LIAO G S, et al. Long-time coherent integration algorithm for radar maneuvering weak target with acceleration rate[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(6): 3528-3542.
- [14] CHEN X L, GUAN J, LIU N B, et al. Maneuvering target detection via radon-fractional Fourier transform-based long-time coherent integration [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(4): 939-953.
- [15] 张磊, 彭力. 结合SURF与Kalman滤波的CAMShift跟踪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(3): 389-394.
ZHANG L, PENG L. Camshift tracking algorithm of combined with SURF and Kalman filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(3): 389-394.
- [16] 杨傲雷, 金宏宙, 陈灵, 等. 融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 226-233.

YANG AO L, JIN H ZH, CHEN L, et al. Mobile robot relocalization method fusing deep learning and particle filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 226-233.

- [17] RAO B, ZHOU Y, NIE Y. Detection and tracking of weak exoatmospheric target with elliptical hough transform[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 491.
- [18] ZHENG L, WANG X. Improved multiple hypothesis tracker for joint multiple target tracking and feature extraction [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(6): 3080-3089.
- [19] ELHOSHY M, GEBALI F, GULLIVER T A. Expanding window dynamic-programming-based track-before-detect with order statistics in Weibull distributed clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(4): 2564-2575.

作者简介



方鑫, 分别在 2012 年和 2015 年于重庆邮电大学获得学士学位和硕士学位, 2019 年于电子科技大学获得博士学位, 现为西南石油大学讲师, 主要研究方向包括毫米波雷达信号处理、弱目标跟踪及行为识别。

E-mail: fangxin@tom.com

Fang Xin received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2012 and 2015, and received his Ph. D. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2019. He is currently a lecturer at Southwest Petroleum University. His major research interests include millimeter wave radar signal processing and weak target tracking and behavior recognition.



朱婧, 2017 年于成都锦城学院获得学士学位, 现于西南石油大学攻读硕士学位, 主要研究方向为毫米波雷达信号处理、弱目标跟踪及行为识别。

E-mail: dollyzhu@163.com

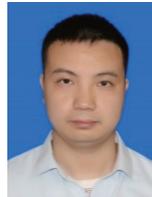
Zhu Jing received her B. Sc. degree from Chengdu Jincheng College in 2017. She is currently pursuing her master degree at Southwest Petroleum University. Her major research interests include millimeter wave radar signal processing and weak target tracking and behavior recognition.



黄大荣 (通信作者), 2000 年于湖北学院获得学士学位, 2003 年于辽宁大学获得硕士学位, 2006 年于重庆大学获得博士学位。2011 年起任重庆交通大学教授, 主要研究方向为动态系统故障诊断与容错控制、可靠性工程。

E-mail: drhuang@cqjtu.edu.cn

Huang Darong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hubei National Institute in 2000, received his M. Sc. degree from Liaoning University in 2003, and received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2006. He has been a professor at Chongqing Jiaotong University since 2011. His research interests include fault diagnosis and fault-tolerant control of dynamic systems and reliability engineering.



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

E-mail: zhenyuan@cqjtu.edu.cn

Zhang Zhenyuan received his B. Sc. degree from HuangHuai University in 2012, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2015 and 2019, respectively. He is currently an associate professor at Chongqing Jiaotong University now. His research focuses on deep learning and radar signal processing.



肖国清, 1992 年于湖南科技大学获得学士学位, 1995 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2003 年于东北大学获得博士学位, 现为西南石油大学教授, 主要研究方向为安全监测与预警。

E-mail: gxiao68@sina.com

Xiao Guoqing received his B. Sc. degree from Hunan University of Science and Technology in 1992, received his M. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 1995 and received his Ph. D. degree from Northeastern University in 2003. He is currently a professor at Southwest Petroleum University. His main research interests include safety monitoring and early warning.