

基于PHD滤波的雷达起伏目标检测前跟踪算法研究

吴孙勇^{1,3}, 李东升¹, 薛秋条¹, 孙希延², 蔡如华¹

(1. 桂林电子科技大学数学与计算科学学院, 广西桂林 541004; 2. 广西信息科学实验中心, 广西桂林 541004;
3. 广西密码学与信息安全重点实验室, 广西桂林 541004)

摘要: 针对雷达微弱起伏目标的检测和跟踪问题,研究了Swerling 0,1,3三类起伏目标模型,提出了概率假设密度滤波下幅度起伏的雷达微弱目标检测前跟踪算法. 该算法建立了概率假设密度检测前跟踪算法下复似然比和幅度似然比两种跟踪模型,其中复似然比方法弥补了幅度似然比在计算过程中只考虑量测的幅度信息,而忽略相位信息的缺陷,从而更好地利用了目标原始信息. 同时,为解决新生目标状态先验分布信息未知条件下的目标新生问题,提出一种场景划分下基于量测似然比的自适应目标新生算法. 仿真实验结果表明,在目标幅度起伏的情况下,复似然比和幅度似然比相比,前者在目标位置和个数的估计性能上优于后者,且计算效率更高. 在低信噪比下,复似然比仍然可以有效地检测并跟踪未知数量的微弱目标.

关键词: 检测前跟踪; 微弱目标; 概率假设密度滤波器; 幅度起伏; 自适应新生

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)03-0691-12

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI:10.12263/DZXB.20210079

Research on PHD Filter Based Track-Before-Detect Algorithm of Radar Fluctuating Targets

WU Sun-yong^{1,3}, LI Dong-sheng¹, XUE Qiu-tiao¹, SUN Xi-yan², CAI Ru-hua¹

(1. Mathematics and Computer Science College of Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004 China;

2. Guangxi Information Science Experiment Center, Guilin, Guangxi 541004 China;

3. Guangxi Key Laboratory of Cryptography and Information Security, Guilin, Guangxi 541004 China)

Abstract: Aiming at the the detection and tracking of weak radar targets, the Swerling 0,1,3 three types of fluctuating target models are studied, and track-before-detect algorithm of weak radar targets with amplitude fluctuations based on probability hypothesis density filtering is proposed. We establish two tracking models of complex likelihood ratio and amplitude likelihood ratio under the probability hypothesis density track-before-detect algorithm. As results of making better use of the original target information, the complex likelihood ratio approach makes up for the shortcomings of the amplitude likelihood ratio. In order to solve the problem of newborn targets with unknown prior distribution information, we propose the adaptive target birth algorithm based on measurement likelihood ratio. The simulation results show that, in the case of target amplitude fluctuation, the complex likelihood ratio method is superior to the amplitude likelihood ratio in the estimation performance of target position and number, and the calculation efficiency is higher. At low signal-to-noise ratio, complex likelihood can still detect and track unknown number of weak targets effectively.

Key words: track-before-detect; weak targets; probability hypothesis density filter; amplitude fluctuations; adaptive birth

1 引言

传统雷达目标跟踪算法^[1]是对雷达天线扫描的单帧数据进行的,为了保证检测过程中较低的虚警率,通

常采用较高的检测门限得到目标点迹信息后再进行目标航迹跟踪,而弱目标的回波通常低于门限,这可能会导致目标丢失,发生漏检;如果设置较低的门限,则会导致虚警率增高,目标的航迹无法维持. 为解决上述问

收稿日期:2021-01-07;修回日期:2021-07-05;责任编辑:梅志强

基金项目:国家自然科学基金(No.61861008);广西自然科学基金(No.2016GXNSFAA380073);桂林电子科技大学数学与计算科学学院论文培优项目(No.2020YJSPYB01);广西密码学与信息安全重点实验室开放基金;广西高校数据分析与计算重点实验室开放基金;大学生创新训练项目(No.201910595164)

题,方法之一是采用检测前跟踪(Track-Before-Detect, TBD)^[2,4]算法.该算法根据空间中目标运动的连续性和连续几帧目标回波数据时间上的关联性,对多帧数据进行联合处理,并通过多帧能量累积实现目标检测和跟踪.传统的TBD方法包括动态规划^[5,6]、Hough变换^[7,8]等.但这些方法一方面计算量大、算法复杂度高,另一方面只适用于线性高斯模型.贝叶斯框架下的粒子滤波^[9,12]TBD(Particle Filter TBD, PF-TBD)算法可以解决非线性和非高斯的问题,从而在微弱目标检测跟踪领域得到了快速发展.

PF-TBD方法的局限在于没有对目标的出现(新生)和消失(死亡)建模,因此在处理目标数目未知且变化的时候会导致算法复杂度急剧增大,滤波器性能存在一定局限性.基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)理论^[13]的多目标跟踪算法可以解决目标时变,数据关联不确定性和检测不确定性的问题.概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器^[14]是一种基于随机有限集理论的多目标贝叶斯滤波算法,PHD滤波表示的是多目标后验概率密度的一阶统计矩,在递归过程中传递PHD,PHD滤波具有计算复杂度低,实现简单等优点.PHD滤波器一经提出就成为了研究热点,研究表明PHD滤波器尤其适用于杂波密集且目标随时间变化的多目标场景;VO等人给出了PHD滤波器的序贯蒙特卡洛(Sequence Monte Carlo, SMC)实现^[15]和高斯混合(Gaussian Mixture, GM)实现^[16].文献[17]首次将SMC-PHD滤波器用于红外图像多目标TBD中,利用序贯蒙特卡洛技术实现对未知目标数的弱小多目标检测跟踪;文献[18]提出基于平滑的PHD-TBD算法,减少了PHD-TBD算法的目标数估计起伏;文献[19]解决了当目标数过多时PHD-TBD杂波数不服从泊松分布的假设.文献[20]对噪声进行泊松化,设计出一种能解决多目标TBD问题的PHD滤波器.目前PHD-TBD算法常常是处理红外图像多目标检测跟踪,对于将PHD理论运用在雷达TBD领域还存在诸多困难之处.

雷达量测方程中,来自目标的电磁能量散射的复杂性和未知时变的因素,目标的振幅可能在扫描之间突然改变,振幅起伏由均匀分布的相位和Swerling模型模拟的幅度决定^[12].对于幅度起伏目标数目不发生改变的检测跟踪常见的处理方式是在PF-TBD下进行的,但由于振幅参数是未知的,似然函数并不能直接从量测方程中获得;求解未知振幅似然常见的解决方案^[9,21,22]是对复量测进行取模处理;对于这种彻底抛弃相位的解决方法,有两种策略处理幅度起伏,一种是对幅度起伏密度的整体似然函数边缘化^[21];另一种是独立边缘化每个位置的似然^[22],后者可以求得Swerling 0,1,3类型的封闭形式解^[23].无论哪种方法,都彻底丢

弃相位的空间相干性,文献[24]表明相位的丢失会导致滤波器灵敏度的损失.为了避免这种损失,Davey等人^[24]提出在单目标Swerling 0模型中,直接边缘化整个复量测的似然.Lepoutre等人^[25]在其基础上推导了单目标Swerling 1,3型复似然的封闭形式;对于目标数目不发生改变的多目标跟踪情况,给出了Swerling 1下封闭形式,及Swerling 0,3类型的近似解以降低计算成本.李渝等人利用复似然比改进粒子滤波下目标的实时检测前跟踪^[26].对于幅度起伏目标数目发生改变的PHD-TBD算法通常是在平方量测下进行常幅值目标的检测与跟踪^[27,29],基于平方量测似然的Swerling 0模型需多次进行贝塞尔函数运算,这会增加算法的复杂度.平方量测忽略了相位信息会直接影响目标跟踪性能;在强度不同的目标同时存在且距离较近时,PHD-TBD算法对较弱目标的检测会受到较强目标的影响,使得目标数目估计错误,目标航迹无法维持;传统的PHD-TBD滤波假定新生目标先验分布信息是已知的,而在真实情况下,目标可能出现在场景中的任何位置,此时传统的PHD-TBD滤波器将不再适用.

针对上述问题,本文基于文献[25]的思想提出了雷达起伏目标PHD-TBD算法,检测和跟踪低信噪比下的多个不同慢起伏(Swerling 0,1,3)的微弱目标,对于PHD-TBD算法实现过程中,最重要的是似然函数的计算,在以往情况下,假设似然函数服从高斯分布即可,但是目标起伏过程中需要对未知参数边缘化,所获得的似然函数不再是一般的高斯分布;通过边缘化处理未知时变的振幅信息,给出幅度起伏下PHD滤波的SMC两种不同似然比的实现.在起伏多目标中,强度较弱目标的检测会受到较强目标的影响,设置阈值使其在同一强度下进行估计;当起伏目标似然比出现无穷大时,为维持目标航迹跟踪,将预测先验信息代替更新后验.对于场景内新生目标先验信息未知的问题,将量测区域进行划分,利用前一时刻的量测似然比来新生目标.仿真实验表明,三类起伏目标在复似然比PHD-TBD算法下的检测和跟踪性能比幅度似然比有明显的提高,且运行速度更快.

2 模型与背景

2.1 随机有限集下的多目标跟踪问题

假定在时刻 k ,在状态空间 $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^{n_s}$ 有 $N(k)$ 个目标 $\mathbf{x}_{k,1}, \dots, \mathbf{x}_{k,N(k)}$,多目标状态 X_k 表示为RFS^[13]:

$$X_k = \{\mathbf{x}_{k,1}, \mathbf{x}_{k,2}, \dots, \mathbf{x}_{k,N(k)}\} \in F(\mathcal{X}) \quad (1)$$

其中, $F(\mathcal{X})$ 为 \mathcal{X} 的空间有限子集.多目标状态集 X_k 包括目标存活RFS,新生RFS以及衍生RFS. k 时刻目标运动方程为:

$$\mathbf{x}_{k,i} = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1,i}) + \mathbf{v}_{k-1,i} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{x}_{k,i}=[x_{k,i}, \dot{x}_{k,i}, y_{k,i}, \dot{y}_{k,i}]^T$ 为目标 i 的状态, (x_k, y_k) 和 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 分别是笛卡尔坐标系下目标的位置和速度; $f_{k-1}(\cdot)$ 为目标状态转移函数, $\mathbf{v}_{k,i}$ 为过程噪声。

同理, 在量测空间 $\mathcal{Z} \subseteq \mathbb{R}^n$ 中有 $M(k)$ 个量测 $\mathbf{z}_{k,1}, \dots, \mathbf{z}_{k,M(k)}$, 多目标量测 Z_k 可表示为 RFS 为:

$$Z_k = \{\mathbf{z}_{k,1}, \mathbf{z}_{k,2}, \dots, \mathbf{z}_{k,M(k)}\} \in F(\mathcal{Z}) \quad (3)$$

其中, $\mathcal{F}(\mathcal{Z})$ 为 \mathcal{Z} 的空间有限子集。

2.2 随机有限集下多目标贝叶斯滤波及 PHD 滤波

假设 $k-1$ 时刻多目标后验 $f_{k-1|k-1}(X_{k-1}|Z_{1:k-1})$ 已知, 给定 k 时刻的新量测 Z_k 及历史量测 $Z_{1:k-1} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_{k-1}\}$, 则多目标贝叶斯滤波器预测和更新步骤如下^[13]:

预测:

$$\begin{aligned} & f_{k|k-1}(X_k|Z_{1:k-1}) \\ &= \int \pi_{k|k-1}(X_k|X_{k-1}) f_{k-1|k-1}(X_{k-1}|Z_{1:k-1}) \delta X_{k-1} \end{aligned} \quad (4)$$

更新:

$$f_{k|k}(X_k|Z_{1:k}) = \frac{p_k(Z_k|X_k) f_{k|k-1}(X_k|Z_{1:k-1})}{\int p_k(Z_k|X_k) f_{k|k-1}(X_k|Z_{1:k-1}) \delta X} \quad (5)$$

其中 $\pi_{k|k-1}(X_k|X_{k-1})$ 表示多目标转移概率密度, $p_k(Z_k|X_k)$ 表示多目标获取传感器量测的多目标似然函数, 且:

$$\int f(X) \delta X = f(\phi) + \sum_{i=1}^{\infty} \frac{1}{i!} \int f(\{x_1, x_2, \dots, x_i\}) dx_1 dx_2 \dots dx_i \quad (6)$$

是状态空间 \mathcal{X} 的有限子集 $\mathcal{F}(\mathcal{X})$ 上函数 f 的集积分。

尽管多目标贝叶斯递归公式中涉及集积分等计算量大的问题, 但基于 RFS 的 PHD 滤波算法通过传递多目标后验概率密度分布的一阶矩, 将多目标状态空间简化为单目标状态空间, 很大程度上减少计算复杂度, 则 PHD 滤波的预测和更新方程如下^[13]:

$$\begin{aligned} D_{k|k-1}(\mathbf{x}|Z_{1:k-1}) &= \int P_{s,k}(\zeta) \pi_{k|k-1}(\mathbf{x}|\zeta) D_{k-1|k-1}(\zeta|Z_{1:k-1}) d\zeta \\ &+ \int b_{k|k-1}(\mathbf{x}|\zeta) D_{k-1|k-1}(\zeta|Z_{1:k-1}) d\zeta + \gamma_k(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} D_{k|k}(\mathbf{x}|Z_{1:k}) &= [1 - p_{D,k}(\mathbf{x})] D_{k|k-1}(\mathbf{x}) \\ &+ \sum_{\mathbf{z} \in Z_k} \frac{p_{D,k}(\mathbf{x}) p_k(\mathbf{z}|\mathbf{x}) D_{k|k-1}(\mathbf{x})}{\kappa_k(\mathbf{z}) + \int P_{D,k}(\zeta) p_k(\mathbf{z}|\zeta) D_{k|k-1}(\zeta) d\zeta} \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $b(\cdot)$ 和 $\gamma(\cdot)$ 表示 k 时刻目标新生和衍生的 PHD; $\kappa_k(\mathbf{z})$ 是虚警强度, $p_{D,k}(\cdot)$ 是目标状态的检测概率。

在式(8)中, $p_{D,k}(\cdot)$ 是与目标状态相关的检测概率; 对于 TBD 算法而言, 在更新步骤之前没有检测过程, 假设量测值包含所有的目标信息; 因此 $p_{D,k}(\mathbf{x}) \equiv 1$,

所以更新式(8)的方程变为:

$$D_{k|k}(\mathbf{x}|Z_{1:k}) = \sum_{\mathbf{z} \in Z_k} \frac{p_{D,k}(\mathbf{x}) p_k(\mathbf{z}|\mathbf{x}) D_{k|k-1}(\mathbf{x})}{\kappa_k(\mathbf{z}) + \int P_{D,k}(\zeta) p_k(\mathbf{z}|\zeta) D_{k|k-1}(\zeta) d\zeta} \quad (9)$$

另外, TBD 算法中, 目标不会影响场景内所有像素, 直接使用 $p(Z_k|X_k)$ 会导致计算效率很低; 定义似然比为目标存在似然 $p_1(Z_k|X_k)$ 与目标不存在似然 $p_0(Z_k)$ 的比值^[24]:

$$L_k(Z_k|X_k) = \frac{P_1(Z_k|X_k)}{P_0(Z_k)} \quad (10)$$

故对于 TBD 算法, 式(8)中的似然利用式(10)的似然比来替代。

2.3 雷达量测模型

传统的雷达目标检测跟踪问题中, 首先对每一帧回波数据进行阈值处理以形成点迹信息, 然后对超过阈值的点迹信息进行关联、滤波等处理, 最后获得目标的航迹, 从而实现目标的跟踪。对于这种先检测后跟踪的方法, 适用于信噪比较高或目标回波幅度较大的情况。如图 1(a) 所示, 目标的强度远远高于杂波的强度, 通过设置较大的阈值可以将目标与杂波分离。对于低信噪比或目标回波信号较弱的情况下, 目标回波湮没在噪声杂波中, 如图 1(b) 所示, 采用单帧过门限的检测方法, 门限过高会造成目标漏检, 而门限过低会造成虚警率增高, 目标航迹无法维持。

雷达传感器接收的量测值由距离匹配滤波和自适应波束形成后的距离和方位组成。给定目标状态 $\mathbf{x}_{k,i}$, 量测值 $z_k^{(L,m)}$ 由以下非线性方程给出^[25]:

$$z_k^{(L,m)} = \begin{cases} \sum_{i=1}^{N_k} \rho_{k,i} e^{j\varphi_{k,i}} h^{(L,m)}(\mathbf{x}_{k,i}) + n_k^{(L,m)}, & H_1: \text{如果有目标} \\ n_k^{(L,m)}, & H_0: \text{如果没有目标} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $h^{(L,m)}(\mathbf{x}_{k,i})$ 表示以目标位置 $(x_{k,i}, y_{k,i})$ 为中心的 i 个目标的模糊函数, n_k 是均值为 0, 协方差为复高斯 Γ 的量测噪声; $\varphi_{k,i}$ 是 $[0, 2\pi)$ 上均匀分布的相位, $\rho_{k,i}$ 是由 Swerling 模型表示的幅度:

(1) 在 Swerling 0 中, $\rho_{k,i}$ 无起伏, 等于未知参数 ρ_i :

$$p_{\text{Sw0}}(\rho_{k,i}) = \rho_i \quad (12)$$

(2) 对于 Swerling 1, 幅度 $\rho_{k,i}$ 服从瑞利分布, 且 $E[\rho_{k,i}^2] = 2\sigma_{\rho,i}^2$:

$$p_{\text{Sw1}}(\rho_{k,i}) = \frac{\rho_{k,i}}{\sigma_{\rho,i}^2} \exp\left(-\frac{\rho_{k,i}^2}{2\sigma_{\rho,i}^2}\right) \quad (13)$$

(3) 起伏类型为 Swerling 3, $\rho_{k,i}$ 服从四个自由度的

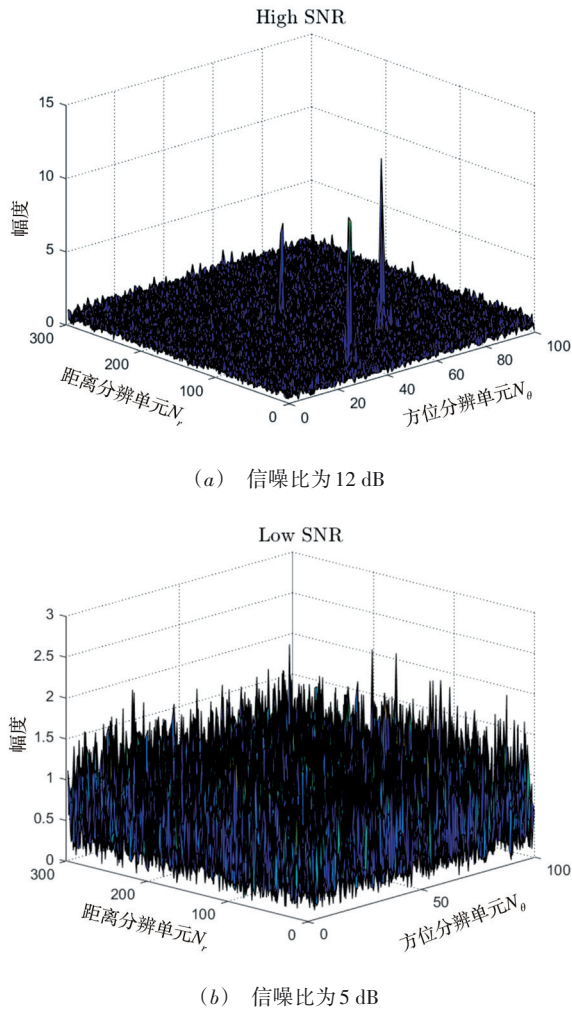


图1 不同信噪比下目标回波

卡方分布,且 $E(\rho_{k,i}^2) = v_{\rho_i}$:

$$p_{\text{Sw3}}(\rho_{k,i}) = \frac{8\rho_{k,i}^3}{v_{\rho_i}^2} \exp\left[-\frac{2\rho_{k,i}^2}{v_{\rho_i}}\right] \quad (14)$$

从而 k 时刻的量测可以表示为 RFS: $Z_k = \{z_k^{(l,m)}, l=1, \dots, N_r, m=1, \dots, N_\theta\}$. 其中, N_r 为距离分辨单元的个数, N_θ 为方位分辨单元的个数.

雷达在极坐标中定义区域 $[r_{\min}, r_{\max}] \times [\theta_{\min}, \theta_{\max}]$. 考虑对于距离, 假定发射的脉冲是带宽 B 和持续时间 T_c 的线性调频信号, 距离模糊函数由文献[20]给出:

$$h_r^l(\mathbf{x}_{k,i}) = \frac{\sin\left(\pi B \tau^l \left(1 - \frac{|\tau^l|}{T_c}\right)\right)}{\pi B \tau^l}, |\tau^l| \leq T_c \quad (15)$$

其中, $|\tau^l| = 2(r_k - r) / c$, c 是电磁波速度; $r_k = \sqrt{x_{k,i}^2 + y_{k,i}^2}$,

$r_l = r_{\min} + \left(l + \frac{1}{2}\right) \Delta_r$, $l \in [0, N_r - 1]$, $\Delta_r = \frac{c}{2B}$ 是距离分辨率; $N_r = \left\lceil \frac{r_{\max} - r_{\min}}{\Delta_r} \right\rceil$.

在接收端, 雷达由线性相控阵组成, 其中 N_a 根天线的间距是 $\lambda/2$, λ 是载波频率的波长. 则方位模糊函数由文献[25]给出:

$$h_\theta^m(\mathbf{x}_{k,i}) = \frac{\sin\left(\frac{N_a \Phi^m}{2}\right)}{N_a \sin\left(\frac{\Phi^m}{2}\right)} \quad (16)$$

其中:

$$\Phi^m = \pi[\sin(\theta_k) - \sin(\theta_m)], \theta_m = \theta_{\min} + m \Delta_\theta,$$

$$\theta_k = \arctan\left(\frac{y_{k,i}}{x_{k,i}}\right), m \in [0, N_\theta - 1], \Delta_\theta = 1.722 \frac{\lambda}{N_a}$$

表示角度分辨率; $N_\theta = \left\lceil \frac{\theta_{\max} - \theta_{\min}}{\Delta_\theta} \right\rceil$.

距离方位单元 (l, m) 中的总体模糊函数由乘积 $h^{(l,m)}(\mathbf{x}_{k,i}) = h_r^l(\mathbf{x}_{k,i}) \times h_\theta^m(\mathbf{x}_{k,i})$ 给出.

3 不同幅度起伏下似然比的计算

3.1 幅度起伏情况下幅度似然比的计算

量测方程式(11)不仅与目标扩散有关, 还取决于未知参数相位 $\varphi_{k,i}$ 和幅度 $\rho_{k,i}$, 故不能直接计算目标存在的似然 $p(Z_k | \mathbf{x}_k)$. 常用的策略是考虑复量测的模平方量 $|Z_k|^2$, 噪声协方差矩阵为 $\Gamma = 2\sigma^2 \mathbf{I}_{N_c}$, \mathbf{I}_{N_c} 是 N_c 维的单位方阵;

$$\begin{aligned} & p\left(|z_k^l|^2 | X_k, \rho_{k,1:N_r}, \varphi_{k,1:N_r}\right) \\ &= \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left\{-\frac{|z_k^l|^2}{2\sigma^2} - \frac{\gamma^l}{2}\right\} \times I_0\left(\sqrt{\frac{\gamma^l |z_k^l|^2}{\sigma^2}}\right) \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $I_0(\cdot)$ 是第一类修正的贝塞尔函数. γ^l 为非中心参数:

$$\gamma^l = \left| \sum_{i=1}^{N_k} \rho_{k,i} h_{k,i}^l \right|^2 / \sigma^2 \quad (18)$$

对于目标不存在时的似然 $p(|Z_k|^2)$ 有:

$$p(|Z_k|^2) = \frac{1}{(2\sigma^2)^{N_c}} \cdot \exp\left[-\sum_{l=1}^{N_c} \frac{|z_k^l|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (19)$$

对式(17)积分边缘化幅度和相位后, 除以式(19)即可得幅度似然比. 下面给出不同幅度起伏类型下目标存在的幅度似然比.

对于 Swerling 0:

$$L_{\text{Sw0}}\left(\left|z_k^l\right|^2\left|\mathbf{x}_k\right.\right)=\prod_{l=1}^{N_k}\exp\left(-\frac{\gamma^l\left(\rho_k\right)}{2}\right)I_0\left[\sqrt{\frac{\gamma^l\left(\rho_k\right)\left|z_k^l\right|^2}{\sigma^2}}\right] \quad (20)$$

在 Swerling 1 的情况下,修正文献[25]可得

$$L_{\text{Sw1}}\left(\left|z_k^l\right|^2\left|\mathbf{x}_k\right.\right)=\prod_{l=1}^{N_k}\frac{\sigma^2}{\lambda_k^l}\exp\left[-\frac{\left|z_k^l\right|^2}{2\sigma^2\lambda_k^l}\left(\sigma^2-\lambda_k^l\right)\right] \quad (21)$$

其中, $2\lambda_k^l=2\sigma^2+2\sigma^2\left|h_k^l\right|^2$.

当目标幅度起伏类型是 Swerling 3 时,结合文献[23]可推导出 Swerling 3 幅度似然比为:

$$L_{\text{Sw3}}\left(\left|z_k^l\right|^2\left|\mathbf{x}_k\right.\right)=\prod_{l=1}^{N_k}\frac{2\sigma^2}{1+\frac{v_\rho\left|h_k^l\right|^2}{\left(4\sigma^2\right)^2}}\times\left[1+\frac{\frac{\left|z_k^l\right|^2}{2\sigma^2}}{1+\frac{4\sigma^2}{v_\rho\left|h_k^l\right|^2}}\right]\times\exp\left[\frac{1}{1+\frac{v_\rho\left|h_k^l\right|^2}{4\sigma^2}}\right] \quad (22)$$

3.2 幅度起伏情况下复似然比的计算

利用量测平方计算似然比并不是最佳的,因为它没有考虑复振幅的空间相干性以及该方法需假设噪声协方差为 $\mathbf{\Gamma}=2\sigma^2\mathbf{I}_{N_k}$. 为了避免这些缺点,文献[24, 25]考虑了相位的空间相干性,并且可以处理空间相关噪声. 复似然比的计算不仅提高了目标检测跟踪的性能,而且有效降低了计算复杂度.

通过量测方程式(11)可计算 $p\left(Z_k|X_k, \rho_{k,1:N_k}, \varphi_{k,1:N_k}\right)$ [25]:

$$p\left(Z_k|X_k, \rho_{k,1:N_k}, \varphi_{k,1:N_k}\right)=\frac{1}{\pi^N \det(\mathbf{\Gamma})}\exp\left\{-\left(Z_k-\mu_k\right)^H \mathbf{\Gamma}^{-1}\left(Z_k-\mu_k\right)\right\} \quad (23)$$

其中, $\mu_k=\sum_{i=1}^{N_k}\rho_{k,i}e^{j\varphi_{k,i}}h_{k,i}$.

对于目标不存在时:

$$p\left(Z_k\right)=\frac{1}{\pi^N \det(\mathbf{\Gamma})}\exp\left\{-Z_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}Z_k\right\} \quad (24)$$

似然比 $L\left(Z_k|\mathbf{x}_k, \rho_{k,1:N_k}, \varphi_{k,1:N_k}\right)$ 由式(23)除以式(24)可得;再通过参数 $\rho_{k,1:N_k}, \varphi_{k,1:N_k}$ 上边缘化,有:

$$L\left(Z_k|X_k\right)=\int\cdots\int_{R_{>0}^{N_k}\times\left[0,2\pi\right]^{N_k}}L\left(Z_k|X_k, \rho_{k,1:N_k}, \varphi_{k,1:N_k}\right)\times p\left(\varphi_{k,1:N_k}\right)p_{\rho_{k,1:N_k}}\left(\rho_{k,1:N_k}\right)d\varphi_{k,1:N_k}d\rho_{k,1:N_k} \quad (25)$$

在 Swerling 0 中:

$$L_{\text{Sw0}}\left(Z_k|\mathbf{x}_k\right)=\exp\left\{-\rho_k^2 h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}h_k\right\}I_0\left(2\rho_k\left|\rho_k^2 h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}Z_k\right|\right) \quad (26)$$

其中, ρ_k 是常数.

当目标幅度起伏类型是 Swerling 1 时:

$$L_{\text{Sw1}}\left(Z_k|\mathbf{x}_k\right)=\frac{1}{1+2\sigma_\rho^2 h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}h_k}\exp\left[\frac{2\sigma_\rho^2\left|h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}Z_k\right|^2}{1+2\sigma_\rho^2 h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}h_k}\right] \quad (27)$$

对于 Swerling 3:

$$L_{\text{Sw3}}\left(Z_k|\mathbf{x}_k\right)=\frac{4}{\left(2+v_{\rho,k} h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}h_k\right)^2}\left[1+\frac{v_{\rho,k}\left|h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}Z_k\right|}{2+v_{\rho,k} h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}h_k}\right]\times\exp\left[\frac{v_{\rho,k}\left|h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}Z_k\right|^2}{2+v_{\rho,k} h_k^H \mathbf{\Gamma}^{-1}h_k}\right] \quad (28)$$

4 算法实现

4.1 自适应新生幅度起伏 PHD-TBD 粒子滤波实现

对于 $k-1$ 时刻,用一组带权重 $\left\{\omega_{k-1}^{(p)}\right\}_{p=1}^{L_{k-1}}$ 的粒子 $\left\{\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right\}_{p=1}^{L_{k-1}}$ 代表 PHD 的后验密度,即:

$$D_{k-1|k-1}\left(\mathbf{x}_{k-1}|Z_{1:k-1}\right)=\sum_{p=1}^{L_{k-1}}\omega_{k-1}^{(p)}\delta\left(\mathbf{x}_{k-1}-\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right) \quad (29)$$

4.1.1 预测

预测的粒子:

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}\sim\begin{cases} q_k\left(\cdot|\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right), Z_k, p=1, 2, \dots, L_{k-1} \\ b_k\left(\cdot|Z_k\right), p=L_{k-1}+1, \dots, J_k \end{cases} \quad (30)$$

其中, $q_k\left(\cdot|\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}, Z_k\right)$ 和 $b_k\left(\cdot|Z_k\right)$ 是建议密度, L_{k-1} 是 $k-1$ 时刻幸存的目标的粒子数, J_k 是在 k 时刻新生目标的粒子数. 则预测的强度 $D_{k-1|k}$ 为:

$$D_{k|k-1}\left(\mathbf{x}_{k|k-1}|Z_{1:k-1}\right)=\sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}\omega_{k|k-1}^{(p)}\delta\left(\mathbf{x}_{k|k-1}-\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}\right) \quad (31)$$

其中,

$$\omega_{k|k-1}^{(p)}=\frac{\omega_{k-1}^{(p)}p_{s,k}\left(\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right)f_{k|k-1}\left(\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}|\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right)+s_{k|k-1}\left(\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}|\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right)}{q\left(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}|\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}, Z_k\right)}, \quad (32)$$

$p=1, 2, \dots, L_{k-1}$

$$\omega_{k|k-1}^{(p)}=\frac{\gamma_k\left(\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right)}{J_k b_k\left(\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}|Z_k\right)}, p=L_{k-1}+1, L_{k-1}+2, \dots, L_{k-1}+J_k \quad (33)$$

$p_{s,k}\left(\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}\right)$ 是状态为 $\mathbf{x}_{k-1}^{(p)}$ 的目标从时间 $k-1$ 到时间

k 的存活概率; $s_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(p)})$ 是状态为 \mathbf{x}_{k-1} 的衍生概率密度; $\gamma_k(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 是新生概率密度.

4.1.2 自适应新生

一般来说, PHD 滤波器的标准实现假设新生分布 $\gamma_k(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 是已知的, 但当先验知识未知或低信噪比环境下, 先验信息已知的 PHD-TBD 算法并不适用, PHD-TBD 可能由于连续的误检而不能初始化目标. 通常的策略是将新生分布覆盖整个状态空间, 然而这种方式需要大量的粒子来表示具有 SMC 实现的新生模型, 这是极其低效的, 尤其对于场景很大的时候^[30]. 为克服新生先验的不足, 提出一种基于划分量测区域似然比的自适应新生分布.

首先, 对于目标跟踪区域进行划分, 将目标场景等分为几个小场景; 其次在不同的小场景上进行量测挑选; 然后对于每个挑选的量测在其附近生成目标状态的位置信息, 由于本文讨论的传感器接收的是目标的距离和方位信息, 故目标状态的速度信息在一定的范围内均匀生成; 在低信噪比的情况下, 目标信号较强的位置不一定是真实值产生的, 为降低杂波对初始粒子选取的影响, 在每次新生粒子后都进行似然比的计算, 即赋予每个粒子权重; 最后重采样挑选出真实目标附近的粒子. 记自适应新生分布为 $\gamma_k^*(\mathbf{x}_k^{(i)}, Z_{k-1})$, 这里给出其算法步骤:

算法 1 基于划分量测区域似然比的自适应新生算法

输入: Swerling 类型以及 Z_{k-1}

Step 1: 将 $N_r \times N_\theta$ 的场景 $Z_{k-1}^i, i=1, \dots, N$.

Step 2: For $i=1: N$

Save location $(n_r, n_\theta) = (Z_{k-1}^i > \text{Th}), \text{Th}$ 为回波强度的截断阈值

$$r = r_{\min} + \left(n_r + \frac{1}{2}\right) \Delta_r, \theta = \theta_{\min} + \left(n_\theta + \frac{1}{2}\right) \Delta_\theta$$

$$z_x^i = r \cos \theta, z_y^i = r \sin \theta$$

End

Step 3: 记 Z_{k-1}^i 上生成粒子为 $\mathbf{x}^i = [z_x^i, v_x^i, z_y^i, v_y^i]$, 其中, $v_x^i, v_y^i \in U(v_{\min}, v_{\max})$. 根据 Swerling 类型, 量测 Z_{k-1}^i 计算似然比 $L_{\text{Sw}}(Z_{k-1}^i | \mathbf{x}^i)$. 重采样选择该场景内粒子权重较高的粒子; 并对选择后的粒子权重进行归一化处理.

输出: $\mathbf{x}^i, i=1, 2, \dots, 4 \times N_{\text{filter}}$;

$$\omega_{k|k-1}^{(p)} = \frac{1}{J}, p = L_{k-1} + 1, L_{k-1} + 2, \dots, L_{k-1} + J_k$$

4.1.3 更新

PHD 的更新用 SMC 可以表示为:

$$D_{k-1|k}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1} | Z_{1:k}) = \sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k} \omega_k^{(p)} \delta(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{x}_{k|k-1}^{(p)}) \quad (34)$$

其中,

$$\omega_k^{(p)} = \sum_{z \in Z_k} \frac{L_{\text{Sw}}(Z_k | \mathbf{x}_k)}{K_k(z) + \varphi_k(z)} \omega_{k|k-1}^{(p)} \quad (35)$$

$$\varphi_k(z) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} \omega_{k|k-1}^{(p)} \prod_{l=1}^{N_c} L_{\text{Sw}}(z | \mathbf{x}_k)$$

对于不同幅度起伏类型和似然比, $L_{\text{Sw}}(Z_k | \mathbf{x}_k)$ 不一样. 注意, 由量测方程可知, 目标的回波信号为 sinc 函数, 此时的目标存在位置的似然比会很高; 又当目标幅度起伏时, 回波信号的强度各不相同, 为解决这种情况下的多目标的跟踪问题, 文献[31]提出对数似然比的方法将目标存在位置的似然比降低. 在本文中, 为降低算法的复杂度, 同时解决不同强度的目标匹配跟踪, 将似然比大于阈值 Th_L 的都赋值为最高似然比.

利用 K-means 方法对重采样后的粒子进行聚类划分, 考虑到本文低信噪比和幅度起伏的情况, 每次聚类后删除权重和低于门限 $\text{Th}_{k\text{-means}}$ 的粒子群; 将权重和高于门限 $\text{Th}_{k\text{-means}}$ 的粒子群视为估计的目标状态.

4.2 幅度起伏 PHD-TBD SMC 实现

算法 2 给出幅度起伏 PHD-TBD SMC 实现的伪代码.

算法 2 幅度起伏情况下 PHD-TBD SMC 实现伪代码

输入: Swerling 类型以及 $Z_{k-1}, k \geq 1$

Step1: (预测存活目标和新生目标) 利用式(30)~(33)以及算法 1 预测存活粒子及自适应新生粒子;

Step2: (更新)

For $i=1, 2, \dots, J_k + L_{k-1}$

对于不同的量测类型及起伏类型选择式(20)~(22) 或者式(26)~(28)似然比函数.

$$L_{\text{Sw}}(L_{\text{Sw}} \geq \text{Th}_L) = \max(L_{\text{Sw}}),$$

$$\varphi_k(z) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_{k-1}} \omega_{k|k-1}^{(p)} \prod L_{\text{Sw}}(z | \mathbf{x}_k),$$

$$\omega_{k|k}^{(i)} = \sum_{z \in Z_k} \frac{L_{\text{Sw}}(Z_k | \mathbf{x}_k)}{K_k(z) + \varphi_k(z)} \omega_{k|k-1}^{(i)},$$

$$\mathbf{x}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}$$

End

Step3: (重采样和聚类)

$$n_k = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_{k-1}} \omega_{k|k}^{(i)}, \text{重采样} \left\{ \frac{\omega_{k|k}^{(i)}}{n_k}, \mathbf{x}_k^{(i)} \right\}_{i=1}^{L_{k-1}+J_k}, \text{得到} \left\{ \omega_{k|k}^{(i)}, \mathbf{x}_k^{(i)} \right\}_{i=1}^{L_k},$$

$$[\mathbf{x}_c^k, \omega_c^k] = \text{k-means}(\{\omega_{k|k}^{(i)}, \mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_k}),$$

If $\text{sum}(\omega_c^k) \leq \text{Th}_{k\text{-means}}$

$$\mathbf{x}_c^k = []; \omega_c^k = [];$$

End

输出: $\{\omega_{k|k}^{(i)}, \mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_k}$

注意, \mathbf{x}_c^k 表示 k 时刻目标状态聚类; 在目标幅度起伏为 Swerling 3 时, 复似然比的计算在算法 1 的 Step 3 时, 可能会在某一时刻出现粒子权重和无穷大的情况, 而这种情况会导致后续时刻无法对目标进行跟踪; 针对这一可能出现的现象, 对于 Swerling 3 在算法 2 的

Step 3 后进行粒子权重和的判断,如果粒子权重和无穷大,则此时粒子状态保持不变,每个粒子权重设置为一个尽可能小的数. 这样虽然舍弃了当前时刻粒子的更新,但是延续了目标轨迹的估计.

5 仿真实验及结果分析

为验证本文算法的有效性,我们将评估不同 PHD-TBD 策略对 Swerling 0, 1, 3 类型目标的检测性能. 考虑一个二维运动场景, 每个目标的状态定义为 $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$, 其中 (x_k, y_k) 和 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 分别是笛卡尔坐标系下目标的位置和速度; 位置 (x_k, y_k) 在极坐标 $p = [r_{\min}, r_{\max}] \times [\theta_{\min}, \theta_{\max}]$ 场景内, r_{\min}, r_{\max} 和 $\theta_{\min}, \theta_{\max}$ 分别为最小和最大目标范围和方位; 目标状态按匀速直线运动演化:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (36)$$

传感器扫描时间间隔 $T = 1$ s 接收 100 帧图像, 其中:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_s & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}_s \end{bmatrix}, \mathbf{F}_s = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

过程噪声 \mathbf{v}_{k-1} 服从高斯分布, 其协方差为

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix} \sigma_v^2$$

噪声标准差 $\sigma_v = 5$ m, 目标存活概率为 $p_{s,k}(\mathbf{x}) = 0.98$.

对于目标速度 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 在区域 C 上:

$$C = \left\{ (\dot{x}_k, \dot{y}_k) \mid v_{\min} \leq \sqrt{\dot{x}_k^2 + \dot{y}_k^2} \leq v_{\max} \right\},$$

其中, $v_{\min} = 200$ m/s, $v_{\max} = 800$ m/s.

表 3 给出所需雷达和模拟场景具体的参数.

表 3 模拟数值

参数	数值	参数	数值	参数	数值
r_{\min}	100 km	N_r	300	λ	3 cm
r_{\max}	120 km	N_θ	100	c	3×10^8 m/s
θ_{\min}	-75°	B	150 KHz	Δ_r	500 m
θ_{\max}	75°	T_c	6.67×10^{-5} s	Δ_θ	1.45°
σ^2	0.5	N_a	50	SNR	$10 \log_{10}(E(\rho_k^2)/(2\sigma^2))$

评估算法性能采用最优子模式分配距离^[33](Optimal Sub Pattern Assignment, OSPA), OSPA 度量可以评估多目标滤波器的目标个数估计误差和目标位置估计误差, 给定两个有限集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, OSPA 定义如下:

$$d_{p,C}(X, Y) = \begin{cases} 0, m = n = 0 \\ \left[\frac{1}{n} \left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m (d_C(x_i, y_{\pi(i)}))^p + (n-m) \cdot C^p \right) \right]^{1/p}, m \leq n \\ d_{p,C}(Y, X), m \geq n \end{cases} \quad (37)$$

其中, $d_C(X, Y) = \min\{C, d_b(X, Y)\}$, $d_b(X, Y) = \left(\sum_{l=1}^N |X(l) - Y(l)|^p \right)^{1/p}$, $C > 0$ 为截断参数, 用于惩罚目标个数的估计偏差, p 为阶数, 用于惩罚多目标状态估计偏差.

在本文仿真实验中, 设置 $p = 3, C = 1000$. OSPA 值越小, 表明目标数目和状态估计越准确. 假设总共有五个目标, 初始状态见表 4, 其中图 2 为目标真实运行轨迹图.

表 4 目标初始状态

目标初始状态 (m)	出现时刻 (s)	消失时刻 (s)
$\mathbf{x}_1 = [94815, 435, 9088, 457]^T$	1	65
$\mathbf{x}_2 = [90472, 331, 20430, 460]^T$	5	95
$\mathbf{x}_3 = [81837, 223, -58736, 763]^T$	12	100
$\mathbf{x}_4 = [123862, 367, 85049, 644]^T$	20	70
$\mathbf{x}_5 = [138136, 519, -48036, 498]^T$	42	100

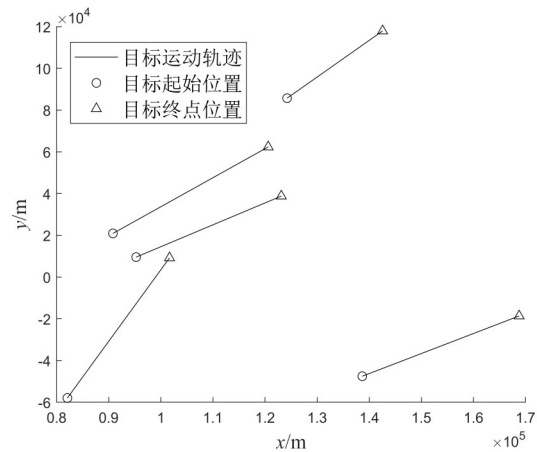


图 2 目标运动的真实轨迹

5.1 同一信噪比下不同幅度起伏的自适应新生算法性能仿真

在 $\text{SNR} = 7$ dB, 每帧新生粒子数 2000, 利用 50 次蒙特卡洛仿真, 在不同幅度起伏下, 对比算法仿真. 结果如图 3~5 所示.

图 3(a) 对比了 Swerling 0 下幅度似然比和复似然比对应的 OSPA, 由图可知, 从目标出现到目标消失, 复似然比的 OSPA 比幅度似然比低. 在新生目标出现的

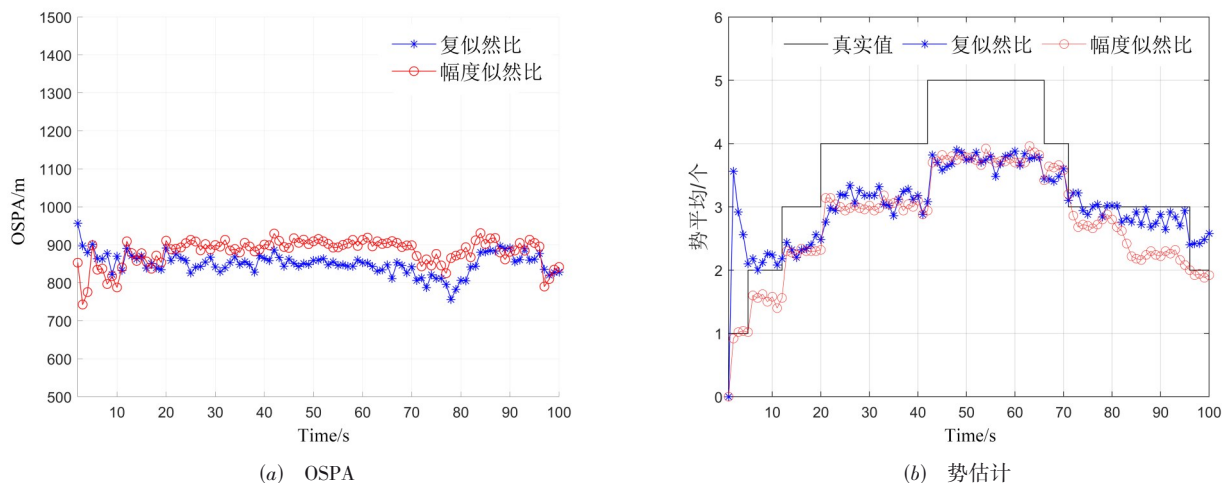


图3 Swerling 0下复似然比和幅度似然比算法对比图

时候,OSPA会突然增大,这是因为自适应新生算法是利用前一时刻量测导致的,具有一定的延后性.由图3(b)可知,两种方法下的平均势估计比较接近.复似然比与幅度似然比在常幅值下的效果差异不是很明显,但是复似然比平均运行一次的时间为139 s,幅度似然比平均运行一次的时间为1281 s,幅度似然比的运行时间差不多是复似然比的9.22倍.

图4(a)表示 Swerling 1下 PHD 滤波下复似然比与幅度似然比的 OSPA 对比图,由图可知复似然比对目标位置信息的估计比幅度似然比效果好,由图4(b)可知,造成幅度似然比 OSPA 过高的原因主要是对于目标势的估计,幅度似然比在起始过程中会估计较多的错误位置信息,且这些误检大多在雷达边缘,幅度似然比损失的目标相位信息导致在估计

时刻无法达到目标最大势;在 Swerling 1 下的幅度似然比估计效果不佳.复似然比平均运行一次的时间为132 s,而幅度似然比平均运行一次的时间为347 s.

图5表示,在 Swerling 3 条件下,PHD-TBD 复似然比对比幅度似然比损失最小. Swerling 3 描述的是由很多较弱的散射体和一个特别强的散射体构成的目标特性.对于 Swerling 3 来说,如果粒子权重和无穷大,则保持粒子状态不变,用一个尽可能小的数代替粒子权重,这样做虽然解决了粒子和无穷大而导致目标航迹无法延续的问题,但舍弃了目标状态的更新,对于目标数目的估计以及状态的估计都会造成影响. PHD 下 Swerling 3 复似然比平均运行一次的时间为177 s,而幅度似然比平均运行一次的时间为452 s.

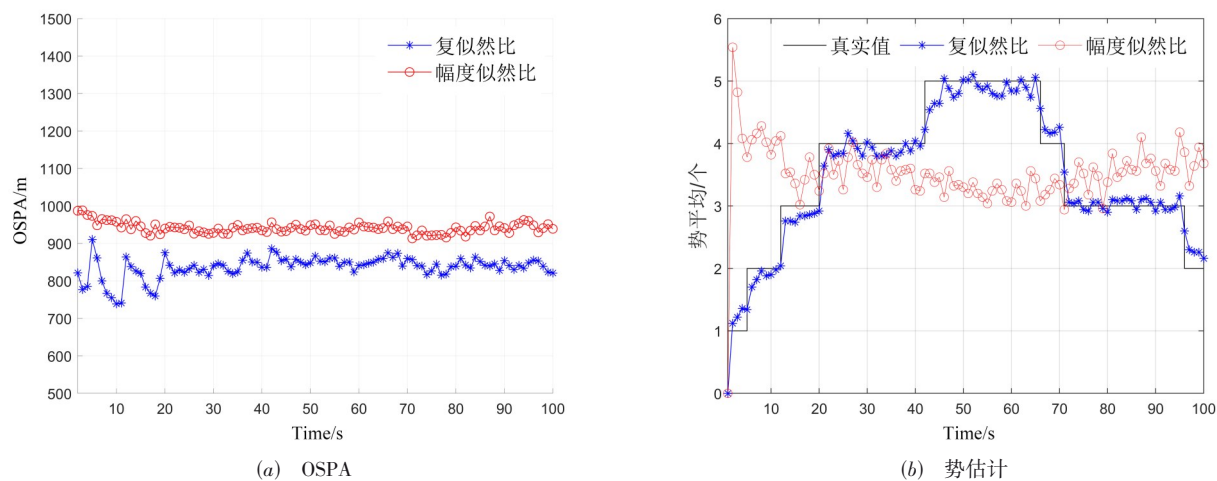


图4 Swerling 1下复似然比和幅度似然比算法对比图

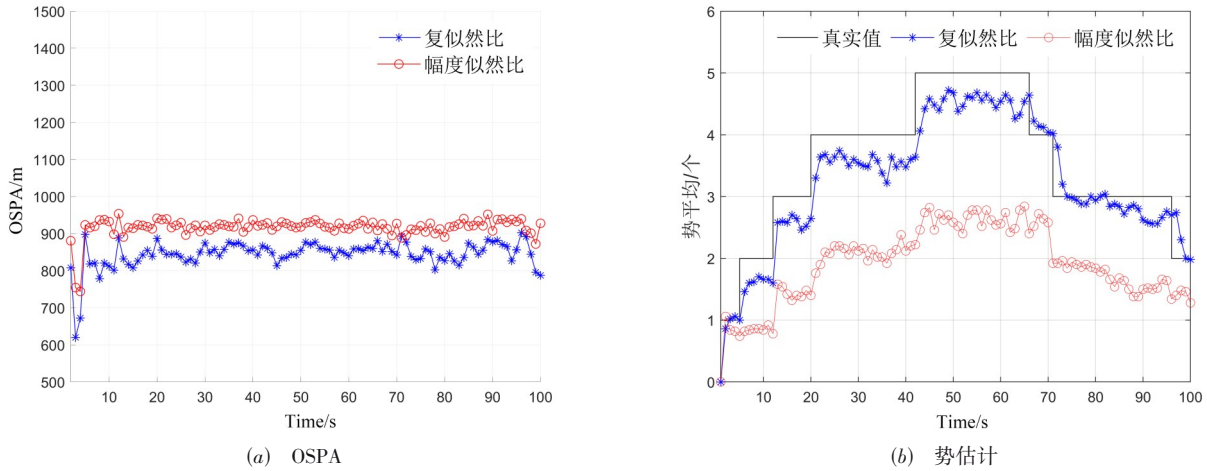


图5 Swerling 3下复似然比和幅度似然比算法对比图

综合图 2~图 5, PHD-TBD 幅度起伏算法需要经过多帧跟踪估计, 才能检测到目标; 同时前一时刻的自适应新生, 目标有延后效应, 因此目标在首次出现的时候, OSPA 会增大, 但随着多帧积累, PHD-TBD 幅度起伏能实现对目标数目的估计. 在信噪比是 7dB 的情况下, 基于 PHD 幅度起伏的检测前跟踪算法复似然比方法比

幅度似然比方法更有优势, 且复似然比幅度似然比方法能更快地估计到目标.

5.2 不同信噪比下幅度起伏的自适应新生算法性能仿真

在 SNR = 7 dB 和 SNR = 5 dB, 每帧新生粒子数 2000, 在不同幅度起伏下, 对比算法仿真. 结果如图 6~8 所示.

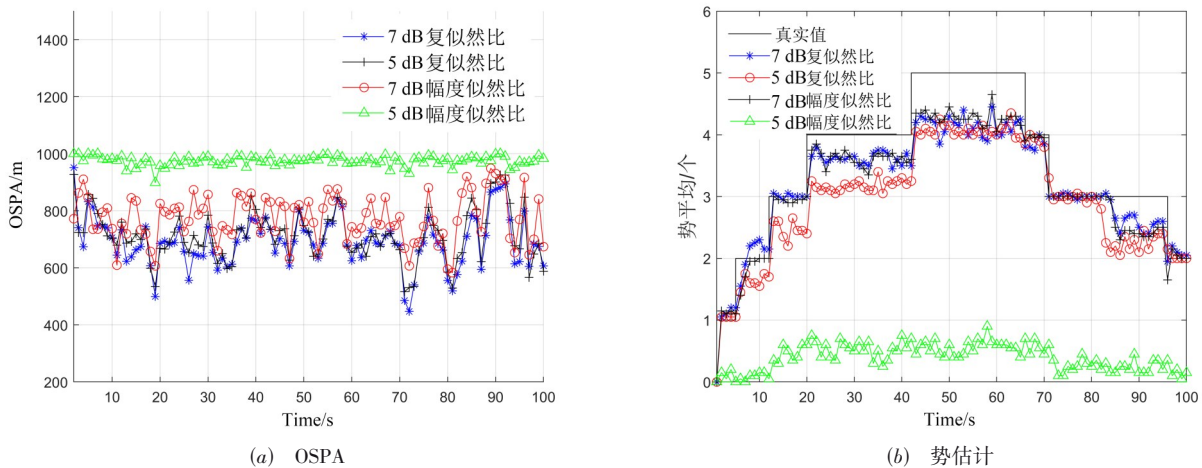


图6 Swerling 0类型不同信噪比下复似然比和幅度似然比算法对比图

由图 6 可知, Swerling 0 下信噪比为 5 dB 的幅度似然比是几乎完全无法正确的估计, 而 5 dB 的复似然比跟踪性能良好; 复似然比的跟踪效果在信噪比降低的情况所受影响不大.

由图 7 可知, 起伏类型是 Swerling 1 的情况下, 降低信噪比会导致幅度似然比的目标个数估计在初始时刻增大, 而相比于复似然比, 目标的个数估计与目标位置的估计对于整个时刻而言所受影响不大.

由图 8 可知, Swerling 3 下复似然比目标个数估计会随着信噪比的降低而导致目标个数估计不准确, 会产生一定的漏检, 但相比于幅度似然比所引起的误差, 复似然比对于信噪比降低产生的影响是较小的.

目标姿态相对于雷达发生变化时, 雷达到目标的距离和时间也将发生变化, 运动目标雷达横截面 (Radar Cross Section, RCS) 随着时间推移而起伏, RCS 的起伏会降低检测概率, RCS 表示目标返回到雷达的回波

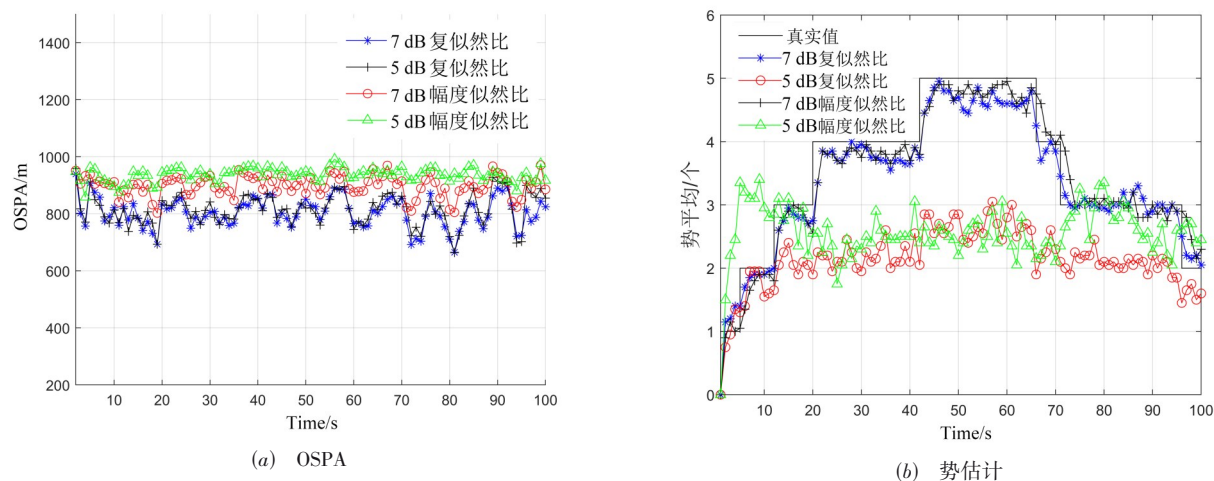


图7 Swerling 1类型不同信噪比下复似然比和幅度似然比算法对比图

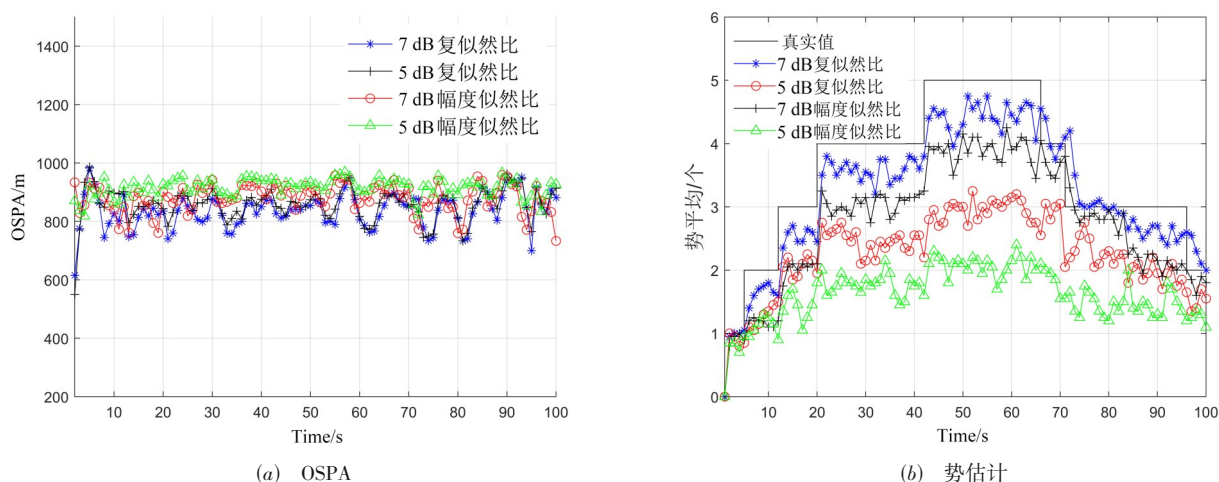


图8 Swerling 3类型不同信噪比下复似然比和幅度似然比算法对比图

信号的幅度。而目标幅度起伏流行的表示方法是Swerling描述的统计模型,对于Swerling 0, RCS是一个常数,典型类型如金属圆球;对于Swerling 1,目标RCS在一次天线波束扫描期间时完全相干,扫描间的脉冲不相干,典型的类型如前向观察的小型喷气飞机等;对于Swerling 3,情况与Swerling 1一样,只是概率密度不同,典型的类型如螺旋桨推进飞机,直升机等。Swerling 2和Swerling 4类型分别考虑了与Swerling 1和Swerling 3相同的概率密度,但起伏速度较快,在本文不予考虑。在实际情况下,运动目标姿态随时会发生改变,本文考虑不同幅度起伏类型,模拟不同情况下的多目标运动,并给出算法实现,体现了PHD-TBD滤波中考虑相位信息的复似然比优势,而对于先验信息未知时,所提自适应新生算法也能很好地跟踪迭代。

6 结论

本文对雷达幅度起伏弱小目标问题进行了深入分析和研究,将PHD滤波的思想应用在检测前跟踪上,给出PHD-TBD幅度起伏两种似然比的序贯性蒙特卡洛算法实现,完善了基于PHD滤波的检测前跟踪算法;同时利用贝叶斯思想,考虑先验未知的情形,提出一种量测划分区域自适应新生的算法。针对幅度起伏在PHD滤波下可能出现的问题也做了进一步详细的说明。仿真实验表明,在PHD-TBD目标幅度起伏的情形下,复似然比比幅度似然比能更准确更快地发现和估计目标。

参考文献

- [1] BAR-SHALOM Y, DAUM F, HUANG J. The probabilistic data association filter[J]. IEEE Control Systems, 2010,

- 29(6): 82-100.
- [2] MALLICK M, KRISHNAMURTHY V, VO B-N. Integrated Tracking, Classification, and Sensor Management: Theory and Applications[M]. NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc, 2014: 311-362.
- [3] 宋慧波, 高梅国, 田黎育, 等. 一种基于动态规划法的雷达微弱多目标检测方法[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2142-2145.
SONG H B, GAO M G, TIAN L Y, et al. An algorithm based on DP for radar dim multi-target detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2142-2145. (in Chinese)
- [4] 赵兴刚, 王首勇, 郑岱堃. 一种基于信息几何的矩阵 DP-TBD 算法[J]. 电子学报, 2017, 45(4): 882-889.
ZHAO X G, WANG S Y, ZHENG D K. A matrix DP-TBD algorithm based on information geometry[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(4): 882-889. (in Chinese)
- [5] JIANG H, YI W, KIRUBARAJAN T, et al. Multiframe radar detection of fluctuating targets using phase information [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(2): 736-749.
- [6] 李涛, 吴嗣亮, 曾海彬, 等. 基于动态规划的雷达检测前跟踪新算法[J]. 电子学报, 2008, 36(9): 1824-1828.
LI T, WU S L, ZENG H B, et al. A new radar track-before-detect algorithm based on dynamic programming[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(9): 1824-1828. (in Chinese)
- [7] SAHIN G, DEMIREKLER M. A multi-dimensional hough transform algorithm based on unscented transform as a track-before-detect method[C]//Proceedings of 17th International Conference on Information Fusion (FUSION). Salamanca, Spain: IEEE, 2014: 1-8.
- [8] 关键, 黄勇. MIMO 雷达多目标检测前跟踪算法研究[J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1449-1453.
GUAN J, HUANG Y. Track-before-detect algorithm in a MIMO radar multi-target environment[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1449-1453. (in Chinese)
- [9] BOERS Y, DRIESSEN J N. Multitarget particle filter track before detect application[J]. IEE Proceedings Radar Sonar and Navigation, 2004, 151(6): 351-357.
- [10] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [11] SALMOND D J, BIRCH H. A particle filter for track-before-detect[C]//Proceedings of American Control Conference. Arlington, American: IEEE, 2001: 3755-3760.
- [12] KREUCHER C, KASTELLA K, HERO A O I. Multitarget tracking using the joint multitarget probability density [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1396-1414.
- [13] MAHLER R P S. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion[M]. USA: Artech House Inc, 2007.
- [14] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 39(4): 1152-1178.
- [15] VO B-N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [16] VO B-N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [17] PUNITHAKUMAR K, KIRUBARAJAN T, SINHA A. A sequential Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect[C]//Proceedings of 17th Conference on Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, American: SPIE, 2005: 59131S-1-59131S-8.
- [18] 林再平, 周一宇, 安玮, 等. 基于概率假设密度滤波平滑器的检测前跟踪算法[J]. 光学学报, 2012, 32(10): 132-139.
LIN Z P, ZHOU Y Y, AN W, et al. Track-before-detect algorithm based on probability hypothesis density smoother[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(10): 132-139. (in Chinese)
- [19] BAO Z, JIANG Q, LIU F. A PHD based particle filter for detecting and tracking multiple weak targets[J]. IEEE Access, 2019, 7(99): 145843-145850.
- [20] 童慧思, 张颢, 孟华东, 等. PHD 滤波器在多目标检测前跟踪中的应用[J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2046-2051.
TONG H S, ZHANG H, MENG H D, et al. Probability hypothesis density filter multitarget track-before-detect application[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2046-2051. (in Chinese)
- [21] DAVEY S J, RUTTEN M G, CHEUNG B. A comparison of detection performance for several Track-Before-Detect algorithms[C]//Proceedings of 11th International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany: IEEE, 2008: 1-8.
- [22] RUTTEN M G, GORDON N J, MASKELL S. Recursive track-before-detect with target amplitude fluctuations[J]. IEE Proceedings, Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(5): 345-352.

- [23] MCDONALD M, BALAJI B. Track-before-detect using swerling 0, 1, and 3 target models for small maneuvering maritime targets[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008, 2008(1): 1-9.
- [24] DAVEY S J, RUTTEN M G, CHEUNG B. Using phase to improve track-before-detect[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 832-849.
- [25] LEPOUTRE A, RABASTE O, GLAND F L. Multitarget likelihood computation for track-before-detect applications with amplitude fluctuations of type swerling 0, 1, and 3[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(3): 1089-1107.
- [26] 李渝, 黄普明, 林晨晨. 基于复似然比的粒子滤波改进算法[J]. 现代雷达, 2016, 38(01): 47-50.
LI Y, HUANG P M, LIN C C. Improved Particle filter algorithm based on complex likelihood ratio[J]. Modern Radar, 2016, 38(01): 47-50. (in Chinese)
- [27] 裴家正, 黄勇, 董云龙, 等. 基于PHD的粒子滤波检测前跟踪改进算法[J]. 雷达科学与技术, 2019, 17(03): 263-270.
PEI J Z, HUANG Y, DONG Y L, et al. PHD-Based particle swarm optimization particle filter radar track-before-detect algorithm[J]. Radar Science and Technology, 2019, 17(03): 263-270. (in Chinese)
- [28] 秦占师, 张智军, 陈稳, 等. 基于改进PHD粒子滤波的多目标检测前跟踪算法[J]. 现代防御技术, 2015, 43(4): 155-170.
QIN Z S, ZHANG Z J, CHEN W, et al. Multi-target track-before-detect using improved probability hypothesis density particle filter[J]. Modern Defence Technology, 2015, 43(4): 155-170. (in Chinese)
- [29] 朱红鹏, 黄勇, 修建娟, 等. 基于GM-PHD平滑器的检测前跟踪技术[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(06): 648-653.
ZHU H P, HUANG Y, XIU J J, et al. Track-before-detect algorithm using gm-phd smoothing filter[J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(06): 648-653. (in Chinese)
- [30] RISTIC B, CLARK D, VO B-N. Improved SMC implementation of the PHD filter[C]//Proceedings of 13th International Conference on Information Fusion. Edinburgh, UK: IEEE, 2010: 1-8.
- [31] JIANG H, YI W, CUI G, et al. Knowledge-based track-before-detect strategies for fluctuating targets in k-distributed clutter[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(19): 7124-7132.
- [32] 李蕴滋. 雷达工程学[M]. 北京: 海洋出版社, 1999.
- [33] RISTIC B, VO B-N. Sensor control for multi-object state-

space estimation using random finite sets[J]. Automatica, 2010, 46(11): 1812-1818.

作者简介



吴孙勇 男, 1981年生, 广西桂林人, 博士, 教授, 主要研究方向为多目标检测与跟踪, 雷达信号处理, 随机有限集等.
E-mail: wusunyong121991@163.com.



李东升 男, 1994年生, 甘肃天水人, 硕士研究生, 主要研究方向为微弱目标检测与跟踪, 雷达信号处理等.
E-mail: 1657268543@qq.com.



薛秋条(通讯作者) 女, 1978年生, 硕士, 副教授, 主要研究方向为微弱目标检测与跟踪, 阵列信号处理, 随机有限集等.
E-mail: 475561774@qq.com.

孙希延 女, 桂林电子科技大学信息与通信工程学院教授. 主要研究方向为卫星通信, 卫星导航等.
E-mail: sunxiyan1@163.com.

蔡如华 男, 桂林电子科技大学数学与计算科学学院副教授, 主要研究方向为小波分析, 信号处理和粒子滤波.
E-mail: ruhuac@gurt.edu.