

基于改进粒子滤波的微弱目标检测前跟踪算法

吴孙勇^{1,2}, 廖桂生¹, 杨志伟¹, 李彩彩¹

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071;

2. 桂林电子科技大学数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 研究高速微弱目标的积累检测问题, 提出了一种改进粒子滤波的检测前跟踪算法。该算法采用与雷达距离-多普勒图像相匹配的量测数据模型, 能克服传统点扩散函数的模型误差。采用“新生”粒子从强度最高的分辨单元集内均匀产生, 且按概率对权重最低的部分“存活”粒子用“新生”粒子将其替换的粒子更新策略, 在增加粒子多样性的同时缓解了粒子的退化。仿真实验表明, 本文算法的检测与跟踪性能要优于标准的粒子滤波算法。

关键词: 检测前跟踪; 粒子滤波; 微弱目标; 相干积累

中图分类号: TN 957.52

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2010.09.19

Improved track-before-detect algorithm for weak targets based on particle filter

WU Sun-yong^{1,2}, LIAO Gui-sheng¹, YANG Zhi-wei¹, LI Cai-cai¹

(1. National Lab of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071, China;

2. Dept. of Computational Science and Mathematics, Guilin Univ. of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: An improved track-before-detect (TBD) algorithm based on the particle filter is proposed for high-speed weak target detection. This method uses a unique measurement model for radar range-Doppler compression, which can effectively reduce the model error of the traditional sensor point spread function. An updating strategy is proposed that newborn particles are uniformly distributed within the set with high-intensity bins and that the existing particles with low weights are replaced by new particles with probability. This strategy can improve the diversity among the particles and mitigate the effects of degeneracy. Simulation results show that the proposed algorithm has an improved performance of detecting and tracking dim targets compared with the standard particle filter.

Keywords: track-before-detect (TBD); particle filter; weak target; coherent integration

0 引言

星载雷达具备大范围覆盖和警戒、较强的抗摧毁能力和潜在具有反隐身功能而受到广泛重视^[1-2]。对于远距离的高速微弱目标, 星载雷达接收到的回波信号能量相当弱, 用传统的雷达积累与检测方法不能可靠地检测目标。增加积累时间是提高这类微弱目标检测能力的一种重要手段, 其出发点是利用时间换取能量, 但高速微弱目标存在积累期间包络走动和回波非平稳, 使得长时间相干积累检测效能有限。因此, 作长时间积累时, 可以分两个阶段进行: 前一阶段由于信噪比很低, 分批作短时相干积累, 待信噪比提高到一定程度时, 再采用非相干方式进行长时间积累。

检测前跟踪(track-before-detect, TBD)是一种常用的

非相干处理方法, 它使用传感器原始量测数据, 并通过多次扫描量测数据的积累来提高信噪比(signal to noise ratio, SNR), 是低 SNR 条件下对目标检测和跟踪的一种有效手段。典型的 TBD 算法包括基于 Hough 变换^[3-5]的算法、多阶段假设检验算法^[6]、动态规划算法^[7-10]以及基于递推贝叶斯滤波的 TBD 算法^[11-17]。贝叶斯滤波通过目标运动方程预测出下一时刻的运动状态, 再利用获得的量测数据对其进行更新, 估计该时刻目标状态的后验概率密度, 从而真正引入跟踪的思想和算法, 而且运动模型和量测模型均可以是非线性、非高斯, 目标也可以是机动运动。由于贝叶斯滤波中的后验概率密度通常不解析, 使得在工程上难以计算, 为此可通过粒子滤波(particle filter, PF)对其进行实现, 精度可以逼近最优。特别是递推滤波形式潜在具有在

收稿日期: 2009-07-09; 修回日期: 2010-06-09。

基金项目: 国家杰出青年科学基金(60825104); 国家自然科学基金重点项目(60736009); 国家自然科学基金(60901066)资助课题

作者简介: 吴孙勇(1981-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为微弱目标检测。E-mail: wsy121991@guet.edu.cn

线实时处理能力,使得粒子滤波成为合适的解决手段。

在基于粒子滤波的检测前跟踪(TBD-PF)算法中,量测方程中信号强度的贡献一般采用传感器点扩散函数形式。“新生”粒子是在相应区域内均匀产生,并没有利用数据信息。虽然采用重采样技术在一定程度上能改善 TBD-PF 算法中固有粒子的退化现象,但同时也带来了粒子多样性的衰退问题^[18]。

针对上述问题,本文在考虑星载雷达高速微弱目标的积累检测时,通过分析得到了接收信号的表达形式,从而采用与雷达信号处理相匹配的量测数据模型,能克服传统点扩散函数的模型误差。粒子滤波过程中,采用“新生”粒子从强度最高的分辨单元集内均匀产生,且按概率对权重最低的部分“存活”粒子用“新生”粒子替换的粒子更新策略,在提升粒子多样性的同时阻止了粒子的退化。仿真实验表明,该算法在低 SNR 条件下,能够有效实现高速微弱目标的检测与跟踪。

1 目标运动模型与量测模型

1.1 目标运动模型

考虑目标在警戒区内运动,目标状态转移具有如下形式

$$\mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

式中, \mathbf{x}_k 表示 k 时刻的目标状态向量; f_k 是系统状态演化映射; \mathbf{w}_k 表示过程噪声。

式(1)描述的是目标在 $k-1$ 和 k 时刻同时存在时状态的转移,对状态向量 $\mathbf{x}_k = [r_k \ v_k \ a_k \ A_k]^T$, r_k 、 v_k 、 a_k 和 A_k 分别表示 k 时刻目标径向距离、径向速度、径向加速度和强度状态,它等价于目标状态转换概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 。在雷达扫描区域内的目标存在状态可用 E_k 对此建模,且描述为 2 态马尔科夫链,定义目标“新生”概率 $P_b \triangleq P\{E_k = 1 | E_{k-1} = 0\}$ 和“死亡”概率 $P_d \triangleq P\{E_k = 0 | E_{k-1} = 1\}$,其中, $E_k = 0$ 表示目标不存在, $E_k = 1$ 表示目标存在^[18-19],则马尔科夫转移概率矩阵为

$$\mathbf{\Pi} = \begin{bmatrix} 1 - P_b & P_b \\ P_d & 1 - P_d \end{bmatrix} \quad (2)$$

1.2 量测模型

在星载雷达高速微弱目标的积累检测中,由于目标存在积累期间包络走动和回波非平稳,使得长时间相干积累检测效能有限。但在较短观测时间内,散射中心之间的相位关系保持不变,而散射中心本身在时域上也是相关的,利用回波信号的相关性,可先进行短时相干积累。因此,作长时间积累检测时,可作如下处理:先将量测数据分解为 K 段,利用短时间内散射中心相位的相关性,对每一段的回波数据作相干积累,得到以距离单元和多普勒单元为轴的二维图像帧,并可获得一定信噪比的增益。其中每一帧图像共有 $L \times M$ 个分辨单元(包括 L 个距离单元和 M 个多普勒单元)。雷达回波数据经过上述的短时相干积累后,形成目

标的距离-多普勒-时间三维序列,此时,可用 TBD 方法进行长时间的非相干积累。本文主要讨论经过相干处理后目标的积累检测问题。

假设雷达在相同扫描区域已经产生多帧距离-多普勒图像。以 $z_k^{(i,j)}$ 表示 k 时刻分辨单元 (i,j) 的量测数据,具体形式为

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} s_k^{(i,j)} + v_k^{(i,j)}, & E_k = 1 \\ v_k^{(i,j)}, & E_k = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中, $i=1, \dots, L; j=1, \dots, M; s_k^{(i,j)}$ 为目标在 (i,j) 处的信号; $v_k^{(i,j)}$ 为量测噪声。 k 时刻的量测数据可表示为 $\mathbf{z}_k = \{z_k^{(i,j)}, i=1, \dots, L, j=1, \dots, M\}$,直到 k 时刻的完整量测数据集表示为 $\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_i, i=1, \dots, k\}$ 。

假设量测噪声 $v_k^{(i,j)}$ 是零均值、方差为 $2\sigma^2$ 的复高斯噪声,当目标存在时,分辨单元 (i,j) 内信号的幅度服从莱斯分布,目标不存在时,服从瑞利分布^[20]。则相应的似然函数为

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_k^{(i,j)} \parallel \mathbf{x}_k, E_k = 1) = \frac{|z_k^{(i,j)}|}{\sigma^2} I_0\left(\frac{|z_k^{(i,j)}|}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{|z_k^{(i,j)}|^2 + |s_k^{(i,j)}|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_k^{(i,j)} \parallel E_k = 0) = \frac{|z_k^{(i,j)}|}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{|z_k^{(i,j)}|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

式中, $|\cdot|$ 表示幅度; $I_0(\cdot)$ 为修正的零阶 Bessel 函数。假设各个分辨单元以及各帧图像之间量测噪声相互独立。在此前提下,可认为分辨单元内的量测 $z_k^{(i,j)}$ 也是独立的,并且考虑目标对量测信号强度的影响有限,则量测似然函数可用有限单元集近似描述为

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_k \parallel \mathbf{x}_k, E_k = 1) \approx \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} p(\mathbf{z}_k^{(i,j)} \parallel \mathbf{x}_k, E_k = 1) \times \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} p(\mathbf{z}_k^{(i,j)} \parallel E_k = 0) \quad (6)$$

$$p(\mathbf{z}_k \parallel E_k = 0) = \prod_{i=1}^L \prod_{j=1}^M p(\mathbf{z}_k^{(i,j)} \parallel E_k = 0) \quad (7)$$

式中, $C_i(\mathbf{x}_k)$ 和 $C_j(\mathbf{x}_k)$ 表示受目标回波信号强度影响的分辨单元集合。

2 基于改进粒子滤波的 TBD 算法

在上述量测模型中,传统方法对 $s_k^{(i,j)}$ 都采用传感器点扩散函数形式。为了克服传统点扩散函数的模型误差,文中采用与雷达信号处理相匹配的目标量测数据模型。设脉冲多普勒(pulse Doppler, PD)雷达发射的基带信号为线性调频脉冲信号

$$p(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) e^{j\pi K t^2} \quad (8)$$

式中, $\text{rect}(u) = \begin{cases} 1, & |u| \leq 0.5 \\ 0, & |u| > 0.5 \end{cases}$; t 表示发射脉冲的时间变量; T_p 为发射脉冲宽度; K 为调频斜率。则 k 时刻目标回

波信号经过距离脉压和方位多普勒处理后可得如下信号形式

$$s_k(t, f_a) = KT_p \text{sinc} \left[KT_p \left(t - \frac{2r_k}{c} \right) \right] \cdot \text{sinc}(f_a + f_d^k) \cdot e^{-j\frac{4\pi}{\lambda} r_k} \quad (9)$$

式中, $f_d^k = 2v_k/\lambda$ 表示目标回波在 k 时刻的多普勒频率。对状态为 \mathbf{x}_k 的目标, 式(9)表示其在距离-多普勒分辨单元中的信号形式。

在本文的应用中, 采用一种采样重要度重采样(sampling importance resampling, SIR)粒子滤波^[19]。在 SIR 粒子滤波中, 重要性密度函数 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{z}_k)$ 一般取为先验密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$, 此时未归一化权重与似然函数成正比, 因此, 用似然比作为未归一化权重对 TBD-PF 的性能也不会有影响。对状态为 \mathbf{x}_k^i 的目标, 定义似然比为

$$L(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^n, E_k = 1) \triangleq \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^n, E_k = 1)}{p(\mathbf{z}_k | E_k = 0)} \quad (10)$$

$$L(\mathbf{z}_k | E_k = 0) \triangleq \frac{p(\mathbf{z}_k | E_k = 0)}{p(\mathbf{z}_k | E_k = 0)} = 1 \quad (11)$$

因此, 对状态为 \mathbf{x}_k^i 的目标, 未归一化权重 $\tilde{\omega}_k^n$ 为

$$\tilde{\omega}_k^n =$$

$$\begin{cases} \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k^i)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k^i)} I_0 \left(\frac{|s_k^{(i,j)}| |z_k^{(i,j)}|}{\sigma^2} \right) \exp \left(-\frac{|s_k^{(i,j)}|^2}{2\sigma^2} \right), E_k^n = 1 \\ 1, E_k^n = 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中, $C_i(\mathbf{x}_k^i) = \{i_0 - p, \dots, i_0 - 1, i_0, i_0 + 1, \dots, i_0 + p\}$, i_0 表示最接近于状态矢量 $\mathbf{x}_k^n = \mathbf{x}_k^n[1]$ 数值的整数, p 为预设参数, 表示目标对分辨单元的影响程度, 类似的可定义 $C_j(\mathbf{x}_k^i); s_k^{(i,j)}$ 由式(9)计算得到, 式(12)可由式(4)~式(7), 式(10)和式(11)得到。在上述讨论的基础上, 我们对标准的 SIR 粒子滤波提出两点改进策略。

重采样过程的引入在一定程度上改善了粒子的退化现象, 但是, 重采样后那些具有较高权重的粒子被复制很多次, 而具有较低权重的粒子逐渐消失。经过若干次迭代后, 所有粒子都塌陷到一个很小的区域上, 使得描述后验概率密度函数的样本点集不充分。在 TBD-PF 中, 若粒子在 k 时刻塌陷到一个很小的区域上, 由于这部分粒子的权重比较大, 重采样后大部分都是“存在”(即 $E_k^n = 1$) 粒子, 根据状态转移方程产生 $k+1$ 时刻的粒子时这部分粒子也会塌陷到某一很小的区域, 而且由于没有“新生”粒子产生, 若此区域偏离了真实位置, 此时就会跟丢目标。为了改善重采样带来的粒子多样性衰退问题, 本文在粒子重采样前采用如下的策略: 只考虑“存活”(即 $E_{k-1}^n = 1, E_k^n = 1$) 粒子, 将“存活”粒子按照一定的概率 ψ 选取权重最低的部分粒子将其淘汰, 然后按“新生”(即 $E_{k-1}^n = 0, E_k^n = 1$) 粒子的产生方式从数据中重新产生新的粒子以替换上述淘汰的粒子。其中, “新生”粒子的产生方式采用类似文献[8]中的方法, 即位置变量在幅度最大的 M 个分辨单元集内均匀产生。相比于

在整个分辨单元集内均匀产生, 这种“新生”粒子的产生方式充分利用了数据信息, 能保证粒子滤波的收敛速度。而且, 这种策略在每个时刻总会有一定比例的“新生”粒子产生, 即使在 k 时刻全是“存活”粒子, 且塌陷到一个小区域上, 在 $k+1$ 时刻由于有“新生”粒子产生, 从而有效避免了粒子的塌陷, 且在一定程度上改善了粒子的多样性, 保证粒子的有效收敛。

下面给出本文的基于改进粒子滤波的 TBD 算法。首先, 引入混合状态向量 $\mathbf{y}_k = [\mathbf{x}_k^T \ E_k]^T$ 。假设已知该变量在 $k-1$ 时刻的联合后验概率密度 $p(\mathbf{y}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1})$ 可由粒子集 $\{\mathbf{y}_{k-1}^n, \omega_{k-1}^n\}_{n=1}^N$ 来描述, N 为粒子数量。则算法的一次迭代运算步骤如下:

$$[\{\mathbf{y}_k^n\}_{n=1}^N] = \text{TBD-PF}[\{\mathbf{y}_{k-1}^n\}_{n=1}^N, \mathbf{z}_k]$$

步骤 1 计算目标存在变量^[19]

$$[\{E_k^n\}_{n=1}^N] = \text{目标存在变量转移}[\{E_{k-1}^n\}_{n=1}^N, \mathbf{II}]$$

步骤 2 FOR $n=1:N$

(1) 对“新生”(即 $E_{k-1}^n = 0, E_k^n = 1$) 粒子采样 $\mathbf{x}_k^n \sim q_b(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k)$

(2) 对“存活”(即 $E_{k-1}^n = 1, E_k^n = 1$) 粒子采样 $\mathbf{x}_k^n \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^n)$

(3) 由式(12)计算粒子权重 $\tilde{\omega}_k^n$ 。

END FOR。

步骤 3 用新产生的粒子替换权重最低的部分“存活”粒子, 并计算相应的权重。

步骤 4 归一化粒子权重, $\left\{ \omega_k^n = \tilde{\omega}_k^n / \sum_{n=1}^N \tilde{\omega}_k^n \right\}_{n=1}^N$ 。

步骤 5 粒子重采样, $[\{\mathbf{y}_k^n, 1/N\}_{n=1}^N] = \text{重采样}[\{\mathbf{y}_k^n, \omega_k^n\}_{n=1}^N]$ 。

目标在 k 时刻存在的后验概率密度为 $P_k \triangleq P\{E_k = 1 | \mathbf{Z}_k\}$, 因此可由下式计算

$$\hat{P}_k = \sum_{n=1}^N E_k^n / N, \quad 0 \leq \hat{P}_k \leq 1 \quad (13)$$

如果 \hat{P}_k 超过了预设门限, 则认为目标存在, 同时估计目标状态为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_k^n E_k^n) / \sum_{n=1}^N E_k^n \quad (14)$$

3 实验结果

本节将通过数值仿真说明本文算法在实现高速微弱目标积累检测的性能, 为了简化, 主要讨论相干积累后的一维距离像数据处理。假设在观测时间内, 单目标作匀加速运动, 过程噪声为高斯白噪声, 则运动模型如下

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{\Gamma}\mathbf{w}_{k-1} \quad (15)$$

式中

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$w_{k-1} = [\omega_{k-1}^{(1)} \quad \omega_{k-1}^{(2)}]^T$ 为过程噪声向量, $\omega_{k-1}^{(1)}$ 为由目标加速度变化引起的噪声, $\omega_{k-1}^{(2)}$ 是由目标幅度波动引起的噪声, 它们的方差分别为 $\sigma_{\omega_{k-1}^{(1)}}^2 = 0.01$ 和 $\sigma_{\omega_{k-1}^{(2)}}^2 = 0.001$; T 为传感器扫描周期, 设置为 0.3 s 。初始时刻雷达到目标的距离为 895.5 km , 目标的初始速度 $v = 500 \text{ m/s}$, 加速度 $a = 100 \text{ m/s}^2$ 。共产生 32 帧量测图像, 其中第 1 帧~第 6 帧, 目标不存在, 目标从第 7 帧开始出现, 一直持续到 25 帧后消失, 存在 19 帧。信噪比计算式为

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{\max_{i,j} |s_k^{(i,j)}|^2}{2\sigma^2} \quad (17)$$

目标的出生概率和死亡概率都取为 0.05, 初始存在概率 $\mu_1 = 0.1$, 粒子初始状态设置为: 距离状态 $r \sim U[0, n]$, 速度状态 $v \sim U[-v_{\max}, v_{\max}]$, 加速度状态 $a \sim U[-a_{\max}, a_{\max}]$ 。其中, n 为匹配滤波后所对应的最大距离单元数, $v_{\max} = 2000$, $a_{\max} = 120$, 粒子总数 $N = 4000$, $p = 2$ 。

本节比较了 3 种方法。第 1 种方法(记为 TBD-PF 1): $s_k^{(i,j)}$ 采用传感器点扩散函数形式^[19], “新生”粒子的状态变量在相应的区域内均匀产生; 第 2 种方法(记为 TBD-PF 2)类似于第 1 种方法, 只是“新生”粒子的位置变量在强度超过预设门限 γ 的分辨单元集内均匀分布, 其他参数不变; 第 3 种方法(记为 TBD-PF 3)即为本文所提出的方法, “新生”粒子的位置变量从强度最强的 40 个分辨单元集内均匀分布, $\psi = 0.05$ 。我们进行了 100 次蒙特卡罗仿真, 分别比较这 3 种方法在不同信噪比下的检测和跟踪性能。

图 1 为 4 种信噪比条件下上述 3 种方法的目标平均存在概率比较结果。将目标存在概率门限设置为 0.6, 如图 1 中虚线所示, 达到或超过该门限才认定目标存在。当 $\text{SNR} = 3 \text{ dB}$ 时, TBD-PF 1 方法检测不到目标, TBD-PF 2 方法可以检测到目标, 但检测的可靠性仍然很低, 且目标的出现检测有较大的延时, 而本文方法的检测性能有明显的提高且可靠性很高, 但目标出现和消失检测平均有 1 个延时。当信噪比提高到 6 dB 以上时, 这 3 种方法都能检测到目标, 但 TBD-PF 1 方法的检测可靠性较低, 而本文方法检测的可靠性要优于另两种方法, 且目标出现检测和消失检测都没有延时。若将目标存在概率门限设置为 0.5, 则 TBD-PF 2 方法在 $\text{SNR} = 12 \text{ dB}$ 时目标出现的初期和消失的后期会有较大的虚警。在这 3 种方法中, 由于 TBD-PF 1 方法中“新生”粒子的产生没有利用量测数据信息, 当信噪比较低时, TBD-PF 1 方法的检测性能明显要差很多。

图 2 为 4 种信噪比条件下目标真实轨迹与上述 3 种方法估计航迹对比图。当 $\text{SNR} = 3 \text{ dB}$ 时, 由于 TBD-PF 1 方法的平均检测概率都小于 0.6, 所以没有检测到目标, TBD-PF 2 方法虽然跟踪上了目标, 但跟踪误差较大, 且跟踪开始阶段有较大的延时, 本文方法在跟踪初期以及跟踪后期的跟踪误差较大, 但其他时刻还是能很好地跟踪上真实目标的。当信噪比高于 6 dB 时, 本文方法都能很好地跟踪上目标, 且跟踪精度要优于另两种方法。

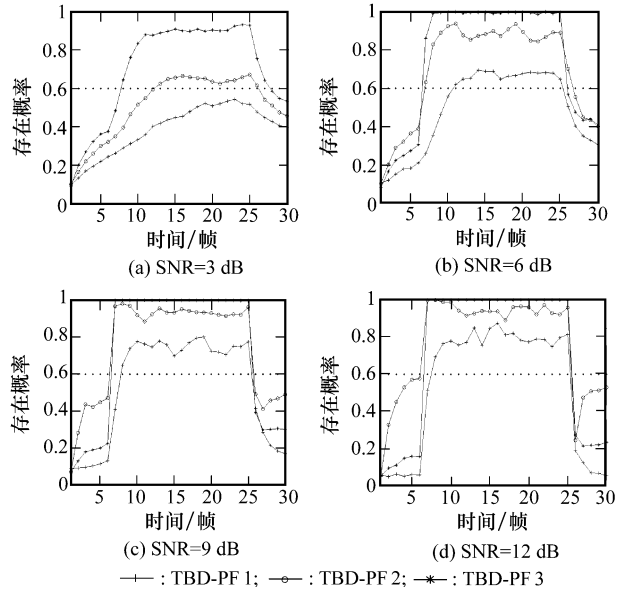


图 1 目标平均存在概率

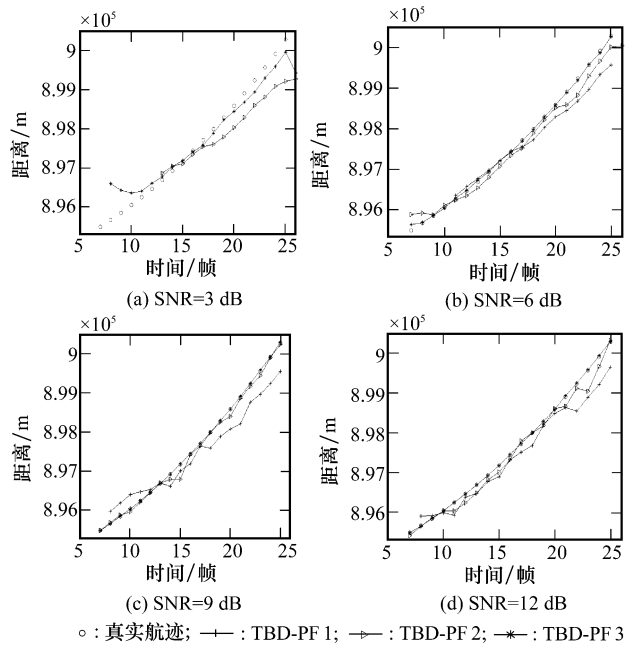


图 2 估计航迹与真实航迹对比

4 结论

本文提出了一种基于改进粒子滤波方法的高速微弱目标检测前跟踪算法。首先通过匹配滤波分析得到了接收信号的表达形式, 从而采用与雷达距离-多普勒图像相匹配的量测数据模型。“新生”粒子的产生考虑了当前时刻的量测, 从幅度最大的分辨单元集内均匀选取。分析了粒子的塌陷可能会导致目标丢失的情况, 在重采样之前采用按概率对权重最低的部分“存活”粒子用“新生”粒子替换的粒子更新策略, 在提升粒子多样性的同时阻止了粒子发散。

仿真结果表明,该算法在低信噪比下表现出良好的性能,检测与跟踪性能要优于标准的粒子滤波算法,算法稳健性较强。另外,在下一步工作中,将考虑多目标的检测与跟踪算法。

参考文献:

- [1] Kretsch J L. Shuttle radar topography mission overview[C]// *Proc. of 29th Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, 2000:276 - 282.
- [2] 位寅生, 许诺, 侯颖辉. 星载雷达弱目标长时间积累算法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2007, 29(10):1638 - 1642. (Wei Yinsheng, Xu Nuo, Hou Yinghui. Study on long-time integration algorithm for weak space-borne radar target [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(10):1638 - 1642.)
- [3] 刘建成, 王雪松, 刘忠, 等. 基于 Wigner-Hough 变换的 LFM 信号检测性能分析[J]. *电子学报*, 2007, 35(6):1212 - 1217.
- [4] Zeng J, Zhang J, Xiang L, et al. An improved hough transform algorithm for radar detection [J]. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 2010, 19(3):549 - 555.
- [5] Du S Z, Van W B, Tu C L, et al. An improved Hough transform neighborhood map for straight line segments [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010, 19(3):573 - 585.
- [6] 李红艳, 吴成柯. 一种基于小波与遗传算法的小目标检测算法[J]. *电子学报*, 2001, 21(4):81 - 83.
- [7] 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.
- [8] 孙立宏, 王俊. 高速运动雷达弱小目标检测方法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(2):257 - 260. (Sun Lihong, Wang Jun. Detection algorithm for radar high speed weak targets [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(2):257 - 260.)
- [9] Wang W G, Sun J P, Li Y J, et al. Discrimination method to track before detect based on dynamic programming[C]// *Proc. of 9th International Conference on Signal Processing*, 2008:2306 - 2309.
- [10] Yi W, Kong L J, Yang J Y, et al. A tracking approach based on dynamic programming track before detect [C]// *Proc. of IEEE Radar Conference*, 2009:1 - 4.
- [11] 龚亚信, 杨宏文, 胡卫东, 等. 基于多模粒子滤波的机动弱目标检测前跟踪[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(4):941 - 944.
- [12] Rutten M G, Ristic B, Gordon N. A comparison of particle filters for recursive track-before-detect[C]// *Proc. of Information Fusion*, 2005:169 - 175.
- [13] Su H T, Wu T P, Liu H W, et al. Rao-Blackwellised particle filter based track before-detect algorithm [J]. *IET Signal Processing*, 2008, 2(2):169 - 176.
- [14] Morelande M R, Kreucher C M, Kastella K. A bayesian approach to multiple target detection and tracking[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2007, 55(5):1589 - 1604.
- [15] Kyriakides I, Morrell D, Suppappola A P. Sequential Monte Carlo methods for tracking multiple targets with deterministic and stochastic constraints [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2008, 56(3):937 - 948.
- [16] Sabahi M F, Hashemi M M, Sheikhi A. Radar detection based on Bayesian estimation of target amplitude [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2008, 2(6):458 - 467.
- [17] Zhai Y, Yeary M B, Cheng S, et al. An object-tracking algorithm based on multiple-model particle filtering with state partitioning [J]. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2009, 58(5):1797 - 1809.
- [18] Arulampalam S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(2):174 - 188.
- [19] Ristic B, Arulampalam S, Gordon N. *Beyond the Kalman filter: particle filters for tracking application* [M]. Boston-London: Artech House, 2004.
- [20] Kay S M. *Fundamentals of statistical signal processing* [M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1993.