

文章编号: 1001-9081(2012)07-2066-04

doi: 10.3724/SP.J.1087.2012.02066

基于联合多目标概率密度模型的多目标检测前跟踪算法

樊 玲^{1,2*}, 张晓玲¹

(1. 电子科技大学 电子工程学院, 成都 610054; 2. 乐山师范学院 物理与电子工程学院, 四川 乐山 614004)

(* 通信作者电子邮箱 farling16@tom.com)

摘要: 针对多目标环境下的检测前跟踪问题, 提出了基于联合多目标概率密度 (JMPD) 模型的检测前跟踪 (TBD) 算法。JMPD 模型同时模拟目标数目及其联合状态, 采用粒子滤波递归估计 JMPD 实现目标数目及其状态的估计。仿真实验表明, 所提算法在较小的延时检测的情况下, 能准确估计目标的出生及消亡, 并且航迹跟踪精确稳定, 实现了对多个微弱目标的检测及跟踪。

关键词: 联合多目标概率密度; 多目标; 粒子滤波; 检测前跟踪

中图分类号: TN957.51 文献标志码: A

Multi-target track-before-detect algorithm based on joint multi-target probability density model

FAN Ling^{1,2*}, ZHANG Xiao-ling¹

(1. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan 610054, China;

2. School of Physics and Electronic Engineering, Leshan Normal University, Leshan Sichuan 614004, China)

Abstract: Concerning the problem of Track-Before-Detect (TBD) in a multi-target environment, in this paper, a TBD algorithm based on Joint Multi-target Probability Density (JMPD) model was proposed. The JMPD was a single probabilistic entity that captured uncertainty about the number of targets present in the surveillance region as well as their individual states and a Particle Filter (PF) was used to recursively estimate the JMPD. The simulation results demonstrate that the birth and death of target can be estimated accurately as well as its trajectory by the proposed algorithm with smaller detection delays.

Key words: Joint Multi-Target Probability Density (JMPD); multi-target, Particle Filter (PF); Track-Before-Detect (TBD)

0 引言

随着隐身技术的发展与广泛应用, 采用有效的检测方法实现对微弱目标的探测已成为目前研究的一个热点。检测前跟踪 (Track-Before-Detect, TBD) 技术通过联合处理多帧回波数据的原始信号, 积累目标的回波能量, 实现对微弱目标检测及跟踪, 因此相对于传统的检测方法显示了极大的优越性, 是检测和跟踪微弱目标的有效方法之一。应用于雷达目标检测的 TBD 方法主要有基于 Hough 变换的 TBD 方法^[1]、动态规划 TBD 方法^[2-5] 和粒子滤波 (Particle Filter, PF) TBD 方法^[6-14]。

在多目标环境下利用 TBD 算法进行检测与跟踪时, 由于需要解决多目标跟踪的数据关联问题, 因此更加复杂, 现有文献较少。文献[4-5]针对目标数目确定但未知的情况讨论多目标环境下的 TBD 算法, 文献[9]针对 1 个目标分裂为 2 个目标的情况采用粒子滤波 TBD 算法解决了时变的多目标检测与跟踪问题。

应用于目标跟踪的联合多目标概率密度 (Joint Multi-target Probability Density, JMPD)^[15] 模型提供了一个统一表示目标数目及其状态的框架, 通过估计 JMPD 可以实现对未知时变的目标数目及其状态的估计, 避免传统多目标跟踪中的数据关联问题。本文将该模型应用于微弱目标的检测前跟踪中, 针对未知时变的多目标环境, 采用 JMPD 模型同时模拟目

标数目及其联合状态, 采用粒子滤波算法递归估计 JMPD 实现对目标数目及状态的估计。

1 JMPD 模型

JMPD 模型将未知的目标个数及其状态采用一个统一的概率密度函数给出, 能在贝叶斯框架下迭代地估计得到, 避免了门限检测的问题及量测与跟踪间数据联合的问题。设 k 时刻监视范围内有 E_k 个目标, 它们的状态记为 $\mathbf{X}_k = (\mathbf{x}_k^1, \mathbf{x}_k^2, \dots, \mathbf{x}_k^{E_k})$, 其中 \mathbf{x}_k^i 表示第 i 个目标的状态 (例如位置、速度等), 则 E_k 个目标的 JMPD 可以表示为:

$$p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{Z}^k) = p(\mathbf{x}_k^1, \mathbf{x}_k^2, \dots, \mathbf{x}_k^{E_k}, E_k | \mathbf{Z}^k) \quad (1)$$

当没有目标和只有一个目标时, JMPD 可以分别表示为:

$$p(\mathbf{X}_k, E_k = 0 | \mathbf{Z}^k) = p(\emptyset, E_k = 0 | \mathbf{Z}^k) \quad (2)$$

$$p(\mathbf{X}_k, E_k = 1 | \mathbf{Z}^k) = p(x_k, E_k = 1 | \mathbf{Z}^k) \quad (3)$$

状态维数由变量 E_k 决定, 因此目标数目未知的跟踪系统可以视为一个维数由 E_k 决定的混合随机系统, 系统中有 j 个目标的边缘概率可以表示为:

$$\Pr(E_k = j | \mathbf{Z}^k) = \int p(\mathbf{X}_k, E_k = j | \mathbf{Z}^k) d\mathbf{X}_k \quad (4)$$

设 JMPD 模型是一个马尔可夫过程, 由转移概率密度函数 (Probability Density Function, PDF) $p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{X}_{k-1}, E_{k-1})$ 刻画, $p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{X}_{k-1}, E_{k-1})$ 由目标的运动模型、目标的出现和消亡规律等先验信息决定。根据贝叶斯理论可实现对 JMPD 的估计。

收稿日期: 2011-12-23; 修回日期: 2012-02-28。

作者简介: 樊玲(1977-), 女, 四川眉山人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向: 雷达微弱目标探测、雷达目标跟踪; 张晓玲(1964-), 女, 四川成都人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 合成孔径雷达处理、三维合成孔径雷达技术、逆合成孔径雷达技术、目标分类与识别、卫星导航定位。

预测:

$$p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{Z}^{k-1}) = \sum_{E_{k-1}=0}^{\infty} p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{X}_{k-1}, E_{k-1}) \cdot p(\mathbf{X}_{k-1}, E_{k-1} | \mathbf{Z}^{k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} \quad (5)$$

更新:

$$p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{Z}^k) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k, E_k) p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{Z}^{k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}^{k-1})} \quad (6)$$

其中 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k, E_k)$ 为量测似然函数,由量测模型决定。JMPD 包括多目标状态的全部信息,通过估计 JMPD 可以获得多种准则下的目标数目和联合状态估计。式(5)和(6)在目标数目未知的情况下,很难得到其解析表达式,因此采用粒子滤波的方法实现 JMPD 的递归估计。

2 基于 PF 的 JMPD 递归估计

粒子滤波是采用蒙特卡罗(Monte Carlo, MC)仿真实现序贯贝叶斯滤波的一种技术。它的基本思想是通过一组带权重的粒子集来近似目标状态的后验 PDF,并通过样本和权重估计目标的状态^[16]。采用 PF 递归估计 JMPD 的方法如下。

设粒子总数目为 N ,每个粒子携带不同目标个数的联合状态,第 i 个粒子 \mathbf{X}_k^i ($i = 1, 2, \dots, N$) 表示为:

$$\mathbf{X}_k^i = [\mathbf{x}_k^{1,i}, \mathbf{x}_k^{2,i}, \dots, \mathbf{x}_k^{E_k^i, i}] \quad (7)$$

代表其内有 E_k^i 个目标,其中 $\mathbf{X}_k^i(j) = \mathbf{x}_k^{j,i}$, $j = 1, \dots, E_k^i$ 表示第 i 个粒子中第 j 个目标(或称为分区)的状态,称为它的子粒子。由于 \mathbf{X}_k^i 中的每个分区代表一个目标,估计 \mathbf{X}_k^i 所代表的目标数目也等效于估计 \mathbf{X}_k^i 中的分区数目 E_k^i 。

利用 PF 实现 JMPD 递归估计的基本过程如下。

1) 初始化。 $k = 0$ 帧,按照多目标初始状态的先验分布 $p(\mathbf{X}_0)$ 和初始多目标存在的先验概率 $\text{Pr}(E_0)$ 产生 N 个混合状态样本 $\{\mathbf{X}_0^i, E_0^i\}_{i=1}^N$ 。

2) 新的混合状态样本 $\{\mathbf{X}_k^i, E_k^i\}_{i=1}^N$:

$$(\mathbf{X}_k^i, E_k^i) \sim p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{X}_{k-1}^i, E_{k-1}^i)$$

3) 计算权值:

$$\tilde{w}_k^i = L(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k^i, E_k^i); \quad i = 1, 2, \dots, N$$

4) 权值归一化:

$$w_k^i = \tilde{w}_k^i / \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i; \quad i = 1, 2, \dots, N$$

5) 重采样:

对粒子集 $\{\mathbf{X}_k^i, E_k^i\}_{i=1}^N$ 根据其权值 $\{w_k^i\}_{i=1}^N$ 重采样得到 $\{\mathbf{X}_k^{i*}, E_k^{i*}\}_{i=1}^N$ 。

得到 JMPD 样本 $\{\mathbf{X}_k^{i*}, E_k^{i*}\}_{i=1}^N$ 后,定义指示变量 $I^i(j)$:

$$I^i(j) = \begin{cases} 1, & \text{如果第 } i \text{ 个粒子中共有 } j \text{ 个分区} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

目标数目的后验概率可以写为:

$$\text{Pr}(E_k = j | \mathbf{Z}^k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I^i(j) \quad (9)$$

目标数目的最大后验概率估计为:

$$\hat{E}_k^{\text{MAP}} = \arg \max_{j \leq E_{\max}} \text{Pr}(E_k = j | \mathbf{Z}^k) \quad (10)$$

定义指示变量 $\bar{I}^i(j)$:

$$\bar{I}^i(j) = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 个粒子中有对应于第 } j \text{ 个目标的分区} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

第 j ($j \leq \hat{E}_k^{\text{MAP}}$) 个目标的状态估计为:

$$\hat{\mathbf{X}}_k(j) = \frac{\sum_{i=1}^N \bar{I}^i(j) \mathbf{X}_k^i(j)}{\sum_{i=1}^N \bar{I}^i(j)} \quad (12)$$

3 多目标状态和量测模型

3.1 多目标状态模型

设每个目标均做匀速运动,其运动状态为 $\mathbf{x}_k = (x \dot{x} y \dot{y})^T$,其中 $(x, y)^T$ 表示目标位置; $(\dot{x}, \dot{y})^T$ 表示速度向量,第 j 个目标的运动状态方程为:

$$\mathbf{x}_k^j = \mathbf{F} \mathbf{x}_{k-1}^j + \mathbf{v}_k^j; \quad j = 1, \dots, E_k \quad (13)$$

其中 \mathbf{F} 为状态转移矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{F} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{F}} & 0 \\ 0 & \bar{\mathbf{F}} \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (14)$$

其中: T 为雷达扫描周期; \mathbf{v}_k^j 为过程噪声,设为高斯分布, $\mathbf{v}_k^j \sim N(0, Q)$:

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = q \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{Q}} & 0 \\ 0 & \bar{\mathbf{Q}} \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \end{cases} \quad (15)$$

其中 q 为连续形式的过程噪声功率谱密度^[10]。

考虑多目标环境, k 时刻监视范围内有目标数目 E_k ,满足:

$$E_k = E_{k-1} + \Delta E_k \quad (16)$$

其中 $\Delta E_k = \{-1, 0, 1\}$,即从 $k-1$ 到 k 时刻,目标数目为消亡一个、保持不变或增加一个,其概率可以写为:

$$\begin{cases} \text{Pr}(\Delta E_k = -1) = P_{\text{death}} \\ \text{Pr}(\Delta E_k = 1) = P_{\text{birth}} \\ \text{Pr}(\Delta E_k = 0) = 1 - P_{\text{death}} - P_{\text{birth}} \end{cases} \quad (17)$$

因此 JMPD 的转移 PDF $p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{X}_{k-1}, E_{k-1})$ 可以分解为:

$$p(\mathbf{X}_k, E_k | \mathbf{X}_{k-1}, E_{k-1}) = p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}, E_k, E_{k-1}) p(E_k | E_{k-1}) \quad (18)$$

其中:

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}, E_k, E_{k-1}) = \begin{cases} p_{\text{birth}}(\mathbf{x}_k^{E_k}) \prod_{j=1}^{E_k-1} p(\mathbf{x}_k^j | \mathbf{x}_{k-1}^j), & E_k = E_{k-1} + 1 \\ \prod_{j=1}^{E_k} p(\mathbf{x}_k^j | \mathbf{x}_{k-1}^j), & E_k = E_{k-1} \\ \prod_{j=1, j \neq j^*}^{E_k} p(\mathbf{x}_k^j | \mathbf{x}_{k-1}^j), & E_k = E_{k-1} - 1 \end{cases} \quad (19)$$

其中: $p_{\text{birth}}(\mathbf{x}_k^{E_k})$ 为新生目标(即第 E_k 个目标)的初始 PDF, j^* 为第 k 时刻消亡的目标。

3.2 多目标量测模型

针对雷达回波数据的特点,本文按 Buzzi 等提出的方法^[3]对回波数据在模糊多普勒维取最大值后得到距离和方位维,回波数据将由多帧距离—方位维组成。设距离和方位单元数分别为 N_r 和 N_a ,距离和方位单元大小分别为 Δ_r 和 Δ_a ,第 k 圈扫描后,得到了距离—方位平面上的回波功率强度矩阵 $\mathbf{z}_k = \{z_k^{n,m}, n = 0, \dots, N_r - 1; m = 0, \dots, N_a - 1\}$,其中 $z_k^{n,m}$ 可

表示为:

$$z_k^{n,m} = \begin{cases} n_k^{n,m}, & E_k = 0 \\ \sum_{j=1}^{E_k} P_k^j h^{n,m}(\mathbf{x}_k^j) + n_k^{n,m}, & E_k \geq 1 \end{cases} \quad (20)$$

其中: P_k^j 为第 j 个目标在 k 时刻的功率强度; $n_k^{n,m}$ 为指数分布噪声; $h(\cdot)$ 为量测扩散函数, 由目标扩散函数模型以及信号处理方法(如快速傅里叶(Fast Fourier Transform, FFT) 处理时的窗函数)决定^[6]:

$$h^{n,m}(\mathbf{x}_k^j) = \exp\left(-\frac{(n\Delta_r - r_k^j)^2}{\delta_r^2} - \frac{(m\Delta_a - \alpha_k^j)^2}{\delta_a^2}\right) \quad (21)$$

其中: $r_k^j = \sqrt{(\mathbf{x}_k^j)^2 + (\mathbf{y}_k^j)^2}$, $\alpha_k^j = \arctan(\mathbf{y}_k^j / \mathbf{x}_k^j)$, δ_r 和 δ_a 分别表示目标信号在距离和方位维上的扩散宽度。设噪声平均功率为 σ_n^2 , 目标均为 Swerling I 型, 第 j 个目标的平均功率为 \bar{P}^j , 信噪比 SNR 定义为:

$$SNR^j = 10 \lg (\bar{P}^j / \sigma_n^2) \quad (22)$$

当 $E_k \geq 1$ 时, 量测单元 $z_k^{n,m}$ 的 PDF 为:

$$p(z_k^{n,m} | X_k, E_k) = \frac{1}{\sigma_n^2 + \sum_{j=1}^{E_k} \bar{P}^j h^{n,m}(\mathbf{x}_k^j)} \times \exp\left(-\frac{z_k^{n,m}}{\sigma_n^2 + \sum_{j=1}^{E_k} \bar{P}^j h^{n,m}(\mathbf{x}_k^j)}\right) \quad (23)$$

没有目标时,

$$p(z_k^{n,m} | E_k = 0) = \frac{1}{\sigma_n^2} \exp(-z_k^{n,m} / \sigma_n^2) \quad (24)$$

假设各个量测单元彼此独立, 多目标量测似然函数为:

$$\begin{cases} p(\mathbf{z}_k | X_k, E_k) = \prod_{n=1}^{N_r} \prod_{m=1}^{N_a} p(z_k^{n,m} | X_k, E_k) \\ p(\mathbf{z}_k | E_k = 0) = \prod_{n=1}^{N_r} \prod_{m=1}^{N_a} p(z_k^{n,m} | \emptyset, E_k = 0) \end{cases} \quad (25)$$

由于目标只对自身及其邻域存在影响, 假设 S 表示受到多目标影响的距离和方位单元集, 则有:

$$\begin{cases} p(\mathbf{z}_k | X_k, E_k) = \prod_{n,m \in S} p(z_k^{n,m} | X_k, E_k) \cdot \\ \prod_{n,m \in \bar{S}} p(z_k^{n,m} | \emptyset, E_k = 0) \\ p(\mathbf{z}_k | E_k = 0) = \prod_{n,m \in S \cup \bar{S}} p(z_k^{n,m} | \emptyset, E_k = 0) \end{cases} \quad (26)$$

此时, 似然比可表示为:

$$L(\mathbf{z}_k | X_k, E_k) = \frac{p(\mathbf{z}_k | X_k, E_k)}{p(\mathbf{z}_k | \emptyset, E_k)} = \prod_{n,m \in S} \frac{p(z_k^{n,m} | X_k, E_k)}{p(z_k^{n,m} | \emptyset, E_k = 0)} \quad (27)$$

4 仿真验证

设初始时刻在雷达监视区域内有两个目标, 它们的初始状态分别为 $\mathbf{x}_1^1 = (100 \text{ km}, -0.8 \text{ 马赫}, 100 \text{ km}, -0.5 \text{ 马赫})$, $\mathbf{x}_2^1 = (105 \text{ km}, -0.8 \text{ 马赫}, 98 \text{ km}, -0.5 \text{ 马赫})$ 。第 8 帧时, 第二个目标发射了一个飞弹(第三个目标), 其初始速度为 $(-1.2 \text{ 马赫}, -1.2 \text{ 马赫})$ 。在第 20 帧时, 第一个目标消失。多目标的航迹如图 1 所示。过程噪声 $q = 0.001$, 雷达扫描周期 $T = 1 \text{ s}$, 距离和方位单元的大小为 $\Delta_r = 100 \text{ m}$ 和 $\Delta_a = 0.5$ 。目标回波在距离和方位上的扩散宽度为 $\delta_r = 10\Delta_r$ 和 $\delta_a = 10\Delta_a$, 量测噪声 $\sigma_n^2 = 1$ 。三个目标的 SNR 分别为 8 dB, 8 dB 和 5 dB。图 2(a) 给出了 $k = 2$ 帧时, 两个目标的无量纲功率强度示意

图; 图 2(b) 给出了 $k = 14$ 帧时, 新生目标出现后, 三个目标的无量纲功率强度示意图; 图 2(c) 和图 2(d) 分别给出了 $k = 2$ 和 $k = 14$ 时, 添加噪声后回波的无量纲功率强度示意图。从图 2 可看出, 由于微弱目标回波信号弱, 因此完全被噪声掩盖, 无法有效检测和跟踪。

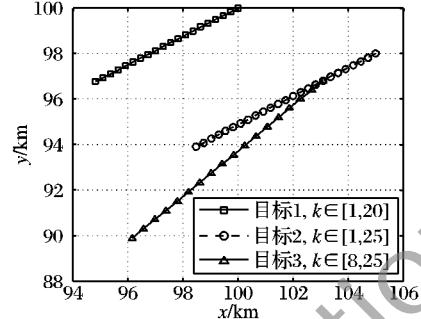


图 1 多目标仿真场景示意图

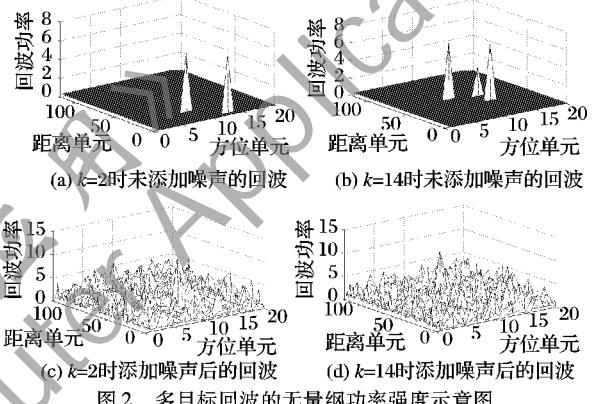


图 2 多目标回波的无量纲功率强度示意图

仿真中, 粒子数 $N = 4000$, 多目标初始状态的先验 PDF $p(X_0)$ 均相同, 设为: $x_0^j \sim U[90, 110] \text{ km}$, $y_0^j \sim U[90, 110] \text{ km}$, $x_0^j \sim U[-3, 0] \text{ 马赫}$, $y_0^j \sim U[-3, 0] \text{ 马赫}$ 。最大检测目标个数 $E_{max} = 5$, 初始多目标存在的先验概率 $\Pr(E_0) = 1/E_{max}$, 新生目标概率 $P_{birth} = 0.1$, 死亡目标概率 $P_{death} = 0.1$, 新生目标的初始 PDF $p_{birth}(x_k^{E_k})$ 与多目标先验 PDF $p(X_0)$ 相同。

图 3 为本文算法对目标数目的估计结果。由图 3 可看出, 本文算法分别在第 3 帧、第 10 帧和第 22 帧准确检测到目标数目为 2, 3 和 2, 即本文算法在 2 帧时延后能准确检测出微弱目标的出现和消亡。

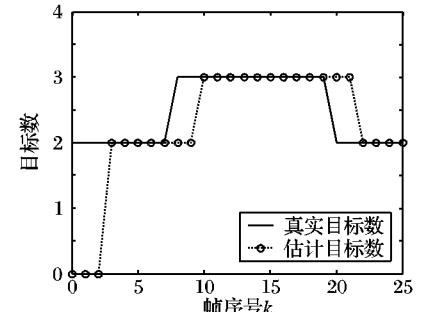


图 3 目标数目的估计结果

图 4 分别为本文算法对目标在 x 方向和 y 方向上的跟踪结果, 其中: 实线表示真实值, 符号表示估计值。由图 4 可看出, 在跟踪目标时, 由于目标数目估计存在 2 帧的滞后, 因此在对应的时刻估计航迹均偏离真实航迹; 当目标数目估计正确时, 本文算法的航迹估计质量高, 航迹跟踪稳定。

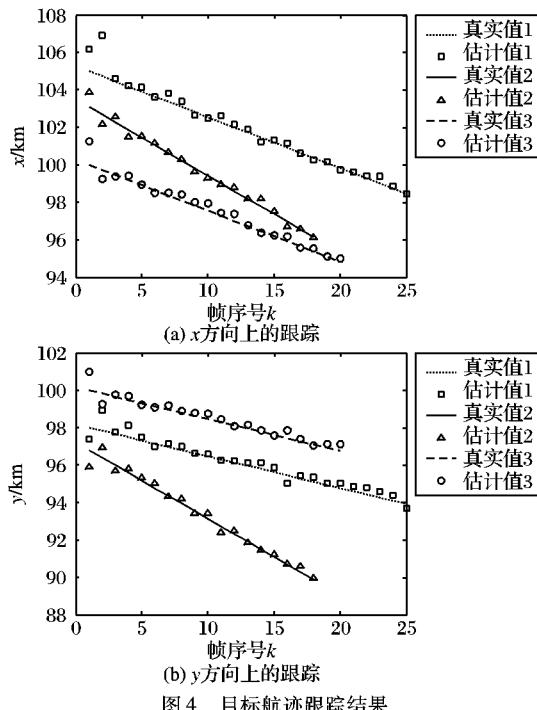


图4 目标轨迹跟踪结果

5 结语

本文针对多目标环境下的检测及跟踪提出了基于JMPD模型的检测前跟踪算法。JMPD模型同时模拟目标数目及联合状态,采用粒子滤波递归估计JMPD实现目标数目及状态的估计。仿真实验表明,本文算法在较小的延时检测的情况下(2帧)能准确地估计出目标的出生及消亡,并且航迹跟踪稳定,实现了对多个微弱目标的检测前跟踪。

参考文献:

- [1] CARLSON B D, EVANS E D, WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform, Part I: System concept [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 102–108.
- [2] WALLACE W R. The use of track-before-detect in pulse-Doppler radar [C]// 2002 International Radar Conference. Piscataway: IEEE, 2002: 315–319.
- [3] BUZZI S, LOPS M, VENTURINO L. Track-before-detect procedures for early detection of moving target from airborne radars [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 937–954.
- [4] BUZZI S, LOPS M, FERRI M. Track-before-detect procedures in a multi-target environment [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1135–1148.
- [5] 曲长文, 黄勇, 苏峰. 基于动态规划的多目标检测前跟踪算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2138–2141.
- [6] SALMOND D J, BIRCH H. A particle filter for track-before-detect [C]// Proceedings of the 2001 American Control Conference. Piscataway: IEEE, 2001: 3755–3760.
- [7] RUTTEN M G, GORDON N J, MASKELL S. Recursive track-before-detect with target amplitude fluctuations [J]. IET Radar Sonar Navigation, 2005, 152(5): 345–322.
- [8] BOERS Y, DRIESSEN H, TORSTENSSON J, et al. Track-before-detect algorithm for tracking extended targets [J]. IET Radar Sonar Navigation, 2006, 153(4): 345–351.
- [9] BOERS Y, DRIESSEN J N. Multitarget particle filter track before detect application [J]. IET Radar Sonar Navigation, 2004, 151(6): 351–357.
- [10] 樊玲. 高斯粒子滤波检测前跟踪方法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(23): 121–123.
- [11] 樊玲. 基于裂变繁殖粒子滤波的检测前跟踪算法 [J]. 计算机应用, 2011, 31(9): 2581–2583.
- [12] FAN LING, ZHANG XIAOLING. A Gaussian particle filter for track-before-detect [C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Signal Processing Systems. Piscataway: IEEE, 2010: 309–312.
- [13] FAN LING, ZHANG XIAOLING, SHI JUN. Track-before-detect procedures for detection of extended object [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2011, 2011(1): 35.
- [14] FAN LING, ZHANG XIAOLING. A modified track-before-detect algorithm for radar weak target [C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Signal Processing Systems. Piscataway: IEEE, 2010: 260–264.
- [15] KREUCHER C, KASTELLA K, HERO A O, III. Multitarget tracking using the joint multitarget probability density [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1396–1414.
- [16] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filter for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174–188.

(上接第 2065 页)

参考文献:

- [1] 王培昆, 孙大喜. 第四维战争——电子对抗的应用与发展 [M]. 北京: 国防大学出版社, 1991.
- [2] 赵长虹. 重频分选与跟踪算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2003.
- [3] 胡昌华, 周涛. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——时频分析 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
- [4] 邹兴文, 张葛祥, 李明, 等. 一种雷达辐射源信号分类新方法 [J]. 数据采集与处理, 2009, 24(4): 487–492.
- [5] 冀贞海, 朱伟强, 赵力. 基于时频分布图像和主分量分析的脉内调制识别算法研究 [J]. 电路与系统学报, 2009, 14(2): 22–26.
- [6] 邹兴文, 刘喜娟. 雷达辐射源信号时频图像特征分析 [J]. 中国雷达, 2009, 13(3): 29–32.
- [7] 龚文斌, 黄可生. 基于图像特征的雷达信号脉内调制识别算法 [J]. 电光与控制, 2008, 15(4): 45–49.
- [8] COHEN L. Time-frequency analysis [M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1995.
- [9] 何正嘉, 蔡艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2007.
- [10] 张贤达. 现代信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [11] 李亚安, 王军, 李钢虎. 基于自适应高斯核函数时频分布的水声信号处理研究 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(11): 3230–3233.
- [12] 李应红, 尉询楷. 支持向量机的工程应用 [M]. 北京: 兵器工业出版社, 2004.
- [13] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London: Series A, 1998, 454(1971): 903–995.