

文章编号: 1001-0920(2012)08-1216-05

## 运动平台下的相对机动检测断续量测粒子滤波

高 岚, 江 晶, 蓝江桥

(空军雷达学院 4 系, 武汉 430019)

**摘 要:** 由于多普勒盲区等因素, 机载脉冲多普勒雷达对目标的量测可能出现断续, 将盲区先验知识纳入粒子滤波体系能够处理此类断续量测. 鉴于此, 通过建立载机平台与目标间相对运动模型, 分析机载雷达目标可检测条件, 并据此提出一种改进的粒子滤波算法. 该算法利用相对机动检测判断目标是否进入盲区, 由盲区粒子预测目标可能重新出现的区域, 保持对目标的跟踪. 仿真结果表明了该方法的有效性和可行性.

**关键词:** 目标跟踪; 粒子滤波; 机动检测; 断续量测; 多普勒盲区

中图分类号: TN953

文献标识码: A

## Particle filtering algorithm based on relative maneuver detection with discontinuous measurements on moving platform

GAO Lan, JIANG Jing, LAN Jiang-qiao

(Forth Department, Air Force Radar Academy, Wuhan 430019, China. Correspondent: GAO Lan, E-mail: gaolanlaner28@163.com)

**Abstract:** In airborne radar target tracking, the particle filter is one of the available tools to deal with the track breakages due to the blind Doppler. By modeling the relative movement between the platform and the target, and deducing the condition when the blind Doppler happens, an improved particle filtering algorithm is proposed. With the maneuver detection, the algorithm can judge when the target is going to be in the blind Doppler zone. The target can be tracked uninterruptedly by predicting the reappearance area of the target with the particles of blind. The simulation result shows the effectiveness and the feasibility of the algorithm.

**Key words:** target tracking; particle filtering; maneuver detection; discontinuous measurements; blind Doppler

### 1 引 言

机载脉冲多普勒雷达检测目标时, 由于部分目标回波的多普勒频率淹没在地杂波中难以被检测到, 从而形成多普勒盲区<sup>[1]</sup>. 例如, 当目标相对于雷达切向飞行或以较低速度飞行时会落入多普勒盲区, 造成目标量测的丢失, 目标离开盲区后量测又会重新出现<sup>[2]</sup>, 即量测断续. 此时, 常规滤波器(例如 KF, EKF 等)在一定时间内由于没有有效关联量测进行状态更新, 容易导致目标航迹中断或丢失; 而量测重新出现后则认为新目标, 从而对同一目标航迹进行多次重新起始<sup>[3]</sup>. 这种航迹的不连续和重复起始影响了机载 PD 雷达的使用, 使断续量测目标跟踪成为研究热点<sup>[3-6]</sup>. 文献[7]提出一种基于 Bayes 原理的序贯 Monte-Carlo 估计方法(即粒子滤波), 该方法不仅在强非线性、非

高斯条件下表现出良好的跟踪性能, 并且能够充分利用先验知识得到近似最优估计, 适用于多普勒盲区条件下的目标跟踪. [3]首先将目标的多普勒盲区作为先验知识纳入粒子滤波体系, 并结合分层采样思想<sup>[8]</sup>实现了断续量测下的目标连续跟踪. [4]将 KF 与 PF 相结合, 提出了联合 Particle/Kalman 滤波器以提高航迹连续性. 在此基础上, [5-6]提出了基于“当前”统计模型以及交互多模型的改进算法, 以便更好地适应目标的机动, 同时也增加了系统的运算负担. 上述算法将目标量测的连续丢失即认为目标进入盲区, 在低检测概率等条件下将使计算复杂度大幅增加. 此外, 以上研究均假设平台位置固定, 也与实际情况不符.

鉴于此, 本文基于运动平台对多普勒盲区引起的断续量测目标跟踪问题进行分析. 对于载机平台, 目

收稿日期: 2010-12-05; 修回日期: 2011-12-30.

基金项目: 国防“十一五”预研基金项目(51307020204); 空军武器装备项目(KJ2010198).

作者简介: 高岚(1982-), 女, 博士, 从事多源信息融合、传感器管理等研究; 江晶(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 从事现代数字信号处理、雷达信号与信息处理等研究.

标进入多普勒盲区必然对应着二者的相对机动, 由此建立惯性系下目标与载机相对运动模型, 分析盲区产生机理, 据此提出将二者相对径向速度的变化作为目标是否落入多普勒盲区的主要依据进行检测, 并且将目标处于盲区的状态作为先验信息参与滤波的方法, 该方法通过准确判断目标是否进入盲区来有效地利用粒子, 减轻运算负担, 更贴近工程应用.

### 2 目标可检测条件分析

实际条件下, 目标与载机的运动状态是相对独立的, 但目标跟踪往往在载体直角坐标系或球坐标系下进行. 由于相对运动的复杂性, 载体坐标系下进行目标运动模型的描述尤为困难. 为了便于分析多普勒盲区造成的目标量测断续现象, 首先建立惯性系下载机与目标的相对运动模型, 如图1所示. 假设雷达处于搜索或跟踪状态,  $k$ 时刻天线主波束对准目标, 该时刻目标位置和速度分别为  $(x^t, y^t, z^t)$  和  $(\dot{x}^t, \dot{y}^t, \dot{z}^t)$ , 载机位置和速度分别为  $(x^p, y^p, z^p)$  和  $(\dot{x}^p, \dot{y}^p, \dot{z}^p)$ , 目标与载机的相对距离为  $d = (d_x^2 + d_y^2 + d_z^2)^{1/2}$ , 其矢量表示为

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} d_x \\ d_y \\ d_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^t - x^p \\ y^t - y^p \\ z^t - z^p \end{bmatrix}. \quad (1)$$

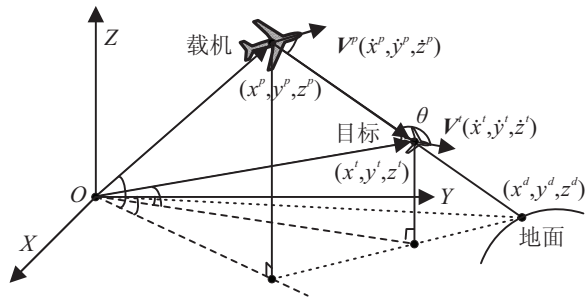


图1 惯性系下载机与目标的运动状态

若目标与载机的相对径向速度过小, 其回波的多普勒频率小于脉冲多普勒雷达的多普勒频率检测门限, 落入主杂波存在的多普勒频率范围内, 则脉冲多普勒雷达无法检测到该目标, 据此导出目标可检测的条件为

$$\dot{r}_1 = \left| \frac{d_x \dot{x}^t + d_y \dot{y}^t + d_z \dot{z}^t}{d} \right| \geq L_0, \quad (2)$$

其中  $L_0$  为多普勒盲区的下限, 不等号左边为目标速度在雷达目标视线方向上的分量, 即“伪相对径向速度”. 当  $\dot{r}_1 \geq L_0$  时目标可检测, 当  $\dot{r}_1 < L_0$  时目标落入雷达多普勒盲区不可检测(典型场景见图2).

在进行载机平台坐标系下的目标跟踪时, 式(2)可以表示为

$$\dot{r}_2 = \frac{x(\dot{x} + \dot{x}^p) + y(\dot{y} + \dot{y}^p) + z(\dot{z} + \dot{z}^p)}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}}. \quad (3)$$

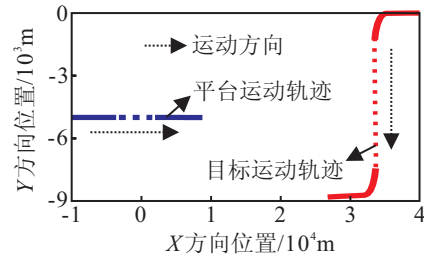


图2 多普勒盲区典型场景(平台非机动目标机动)

其中:  $(x, \dot{x}, y, \dot{y}, z, \dot{z})$  为  $k$ 时刻目标与载机的相对状态,  $(\dot{x}^p, \dot{y}^p, \dot{z}^p)$  为载机在惯性系下的速度. 同样地, 当  $\dot{r}_2 \geq L_0$  时目标可检测, 当  $\dot{r}_2 < L_0$  时目标落入雷达多普勒盲区不可检测.

### 3 跟踪模型

由于目标量测在载机平台极坐标下获得, 为了计算简便, 跟踪过程在载机平台直角坐标系下完成. 不失一般性, 本部分在二维空间进行说明.  $k$ 时刻目标状态  $[x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k]^T$ ; 雷达获得的极坐标量测为距离  $r_k$ , 方位  $\theta_k$  和径向速度  $\dot{r}_k$ , 量测噪声为  $3 \times 1$  的零均值高斯白噪声向量, 其量测误差标准差分别为  $\sigma_r, \sigma_{\dot{r}}$  和  $\sigma_{\theta}$ .

通过无偏转换方法转换为直角坐标后<sup>[9]</sup>, 其转换量测可表示为  $z_k = [x_k^u \ y_k^u \ \dot{r}_k]^T$ . 其中:  $x_k^u$  和  $y_k^u$  为无偏转换量测,  $\dot{r}_k$  为目标径向速度量测. 则载机平台直角坐标系下转换量测方程为

$$z_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k. \quad (4)$$

转移矩阵为目标状态的非线性函数, 可表示为

$$h(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} x_k & y_k & \frac{x_k \dot{x}_k + y_k \dot{y}_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}} \end{bmatrix}^T. \quad (5)$$

转换量测噪声  $\mathbf{v}_k$  的协方差矩阵  $\mathbf{R}_k$  可由雷达的距离误差、径向速度误差和方位误差求出, 其具体求解方法可参考文献[9]. 假设量测噪声与过程噪声相互独立, 由于后文将采用相对机动检测的方法确定目标处于盲区的状态, 这里仅采用简单CV模型对目标状态进行描述, 即

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中:  $\mathbf{w}_k$  为  $2 \times 1$  的高斯过程白噪声向量; 协方差矩阵为  $\mathbf{Q}_k$ , 表示目标可能的机动或扰动.

考虑到目标落入多普勒盲区即不可检测, 该模型下目标检测概率可表示为

$$P_D(\mathbf{x}_k) = \begin{cases} P_d, & |\dot{r}_2(\mathbf{x}_k)| \geq L_0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

$$\dot{r}_2(\mathbf{x}_k) = \frac{x_k(\dot{x}_k + \dot{x}_k^p) + y_k(\dot{y}_k + \dot{y}_k^p)}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}}. \quad (8)$$

其中:  $(\dot{x}_k, \dot{y}_k)$  为  $t_k$ 时刻载机在惯性系下的瞬时速度,

可由机载导航系统获得;非盲区检测概率  $P_d$  为不大于 1 的常数.

#### 4 相对机动检测

将多普勒盲区的信息作为先验知识引入粒子滤波体系后,能够进行断续量测条件下的目标跟踪<sup>[3]</sup>,根据前文的分析,在运动平台目标跟踪中,平台与目标间的“相对机动”导致了多普勒盲区的出现.这种“相对机动”的运动状态十分复杂,很难用一种运动模型来描述.虽然文献[3]中提到的方法仍然可行,但在一些机动程度较大的情况下会带来较大误差,而采用更加复杂的模型无疑是以增加运算量为代价的,还要考虑由于模型失配带来的误差问题<sup>[5]</sup>.更重要的是,文献[3-6]等认为目标在连续两个周期未能获取有效量测即认为该目标进入盲区,这种处理办法在低检测概率或复杂地形条件下会频繁产生盲区粒子,显著增加系统运算负担.

为了预测消失在盲区内的目标可能再次出现的状态,仍设计两部分粒子进行跟踪:一部分粒子的运动受到多普勒盲区限制,称为“盲区粒子”;另一部分粒子不受此限制,称为“自由粒子”.如何判断目标进入盲区即怎样控制盲区粒子的生成成为需要解决的关键问题.基于相对机动检测的思想,通过对目标相对运动趋势的判断,准确预测盲区可能出现的时刻,有效利用盲区粒子,目的在于提高跟踪的精度,并且减少运算量,用尽可能少的粒子对消失在盲区的目标进行跟踪.

在以往的机动检测目标跟踪算法中,常利用滤波新息建立检测统计量<sup>[10]</sup>,通过设定阈值判定目标是否机动.然而在断续量测目标跟踪问题中,正常的跟踪会发生中断,常规的方法并不适用;其次,脉冲多普勒雷达能够对目标的径向速度进行检测,并且精度较高.因此,利用径向速度观测量进行目标与平台间“相对机动”差分检测的策略及具体实现方案如下:

**Step 1:** 设置检测滑窗,窗口长度  $l = 5$ ,则  $k$  时刻滑窗内的量测数据为  $\{\dot{r}_{k-4}, \dot{r}_{k-3}, \dot{r}_{k-2}, \dot{r}_{k-1}, \dot{r}_k\}$ .

**Step 2:** 定义一阶差分

$$\nabla f(\dot{r}) = (\dot{r}_{k-i} - \dot{r}_{k-i-1})/T_{k-i},$$

$$i = 0, 1, \dots, l-1.$$

采取四分之三法则,即当以下任意不等式组中有 3 式成立则判定目标存在机动趋势:

$$\begin{cases} \nabla f(\dot{r}_k) = (\dot{r}_k - \dot{r}_{k-1})/T_k \geq 0, \\ \nabla f(\dot{r}_{k-1}) = (\dot{r}_{k-1} - \dot{r}_{k-2})/T_{k-1} \geq 0, \\ \nabla f(\dot{r}_{k-2}) = (\dot{r}_{k-2} - \dot{r}_{k-3})/T_{k-2} \geq 0, \\ \nabla f(\dot{r}_{k-3}) = (\dot{r}_{k-3} - \dot{r}_{k-4})/T_{k-3} \geq 0; \end{cases} \quad (9)$$

或

$$\begin{cases} \nabla f(\dot{r}_k) = (\dot{r}_k - \dot{r}_{k-1})/T_k \leq 0, \\ \nabla f(\dot{r}_{k-1}) = (\dot{r}_{k-1} - \dot{r}_{k-2})/T_{k-1} \leq 0, \\ \nabla f(\dot{r}_{k-2}) = (\dot{r}_{k-2} - \dot{r}_{k-3})/T_{k-2} \leq 0, \\ \nabla f(\dot{r}_{k-3}) = (\dot{r}_{k-3} - \dot{r}_{k-4})/T_{k-3} \leq 0. \end{cases} \quad (10)$$

**Step 3:** 定义四阶差分  $\nabla^4[f](\dot{r}) = \dot{r}_k - \dot{r}_{k-l-1}$ , 设定机动门限为  $\Phi_{\dot{r}} = 3\sigma_{\dot{r}}$ , 当  $|\nabla^4[f](\dot{r})| \geq \Phi_{\dot{r}}$  时判定目标机动.

**Step 4:** 当判定目标进行径向速度减小的机动后,滑窗后移一个周期,若无量测值出现,则判定目标进入多普勒盲区.

**Step 5:** 记录目标机动起止时刻,并输出检测结果:状态 1 表示未检测到机动,状态 2 表示目标进行机动,状态 3 表示目标进入盲区.

#### 5 滤波算法流程

定义以下符号:  $\{\mathbf{x}_k^U(i) : i = 1, 2, \dots, N_U\}$  为自由粒子,  $p_k(U)$  为其相应权值;  $\{\mathbf{x}_k^{BZ}(i) : i = 1, 2, \dots, N_{BZ}\}$  为盲区粒子,  $p_k(BZ)$  为其相应权值;  $I_{BZ}(\mathbf{x}_k)$  为指标函数,有

$$I_{BZ}(\mathbf{x}_k) = \begin{cases} 1, & |\dot{r}_2(\mathbf{x}_k)| \leq L_0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

则用于多普勒盲区跟踪的基于相对机动检测的粒子滤波算法流程如下:

**Step 1** 初始化.

1) 对于  $k = 1$ , 从  $p(\mathbf{x}_1)$  中提取抽样  $\mathbf{x}_1^U(i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N_U$ , 令  $p_1(U) = 1$ ,  $p_1(BZ) = 0$ ;

2) 对于  $k = 2, 3, \dots$ , 进入 Step 2.

**Step 2** 窗函数机动检测.

情况 1: 目标未发生机动,滤波由自由粒子完成.进行常规粒子滤波:

1) 抽样  $\tilde{\mathbf{x}}_k^U(i) \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^U(i))$ ,  $i = 1, 2, \dots, N_U$ ;

2) 令  $p_k(U) = 1$ ,  $p_k(BZ) = 0$ ;

3) 分配粒子权重  $w_k^U(i) \propto p(\mathbf{z}_k | \tilde{\mathbf{x}}_k^U(i))$ ;

4) 重采样.

情况 2: 目标发生机动,滤波由自由粒子完成,调整模型过程噪声协方差,直到机动结束,滤波步骤同情况 1.

情况 3: 目标进入多普勒盲区,生成盲区粒子,滤波由自由粒子及盲区粒子共同完成.

1) 生成盲区粒子(首次进入盲区时计算):

① 令  $p_k(BZ) = P_d$  且  $p_k(U) = 1 - P_d$ ;

② 由  $\{\mathbf{x}_{k-1}^U(i)\}$  抽样生成  $\{\tilde{\mathbf{x}}_k^{BZ}(i)\}$ ;

③ 将样本权重  $w_k^{BZ}(i) = N_{BZ}^{-1}$  赋予  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{BZ}(i)$ .

2) 进行盲区内更新:

① 抽样  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{BZ}(i) \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{BZ}(i))$  服从约束条件  $I(\tilde{\mathbf{x}}_k^{BZ}(i)) = 1$ , 将样本权重  $w_k^{BZ}(i) = N_{BZ}^{-1}$  赋予  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{BZ}(i)$ ;

② 抽样  $\tilde{\mathbf{x}}_k^U(i) \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^U(i))$ , 分配样本权重  $w_k^U(i) = N_U^{-1}$  给  $\tilde{\mathbf{x}}_k^U(i)$ ;

③ 令  $p_k(U) = (1 - P_d)p_{k-1}(U)$ ,  $p_k(BZ) = 1 - p_k(U)$ ;

④ 重采样.

**Step 3** 输出加权平均值

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = p_k(U) \sum_{i=1}^{N_U} w_k^U(i) \mathbf{x}_k^U(i) + p_k(BZ) \sum_{i=1}^{N_{BZ}} w_k^{BZ}(i) \mathbf{x}_k^{BZ}(i). \quad (12)$$

## 6 仿真分析

以图2为例进行算法仿真分析. 载机以 200 m/s 的速度作匀速直线运动; 目标先以 220 m/s 的速度迎着载机飞行 24 s, 然后以 3 g 的加速度向左转弯, 与载机切向飞行约 24 s 后再一次以 3 g 的加速度向右转弯, 最后重新朝向载机飞行. 在此过程中, 目标相对载机切向飞行时造成二者相对径向速度小于可检测门限, 从而进入多普勒盲区, 如图3所示. 利用式(4)和(6)描述的跟踪模型, 仿真所用参数如下: 采样间隔  $T = 2$  s; 雷达量测误差统计量  $\sigma_r = 250$  m,  $\sigma_{\dot{r}} = 3$  m/s,  $\sigma_\theta = 1^\circ$ ; 多普勒盲区门限  $L_0 = 30$  m/s, 检测概率  $P_d = 0.9$ ; 盲区粒子数  $N_{BZ} = 2000$ ; 自由粒子数  $N_U = 1000$ .

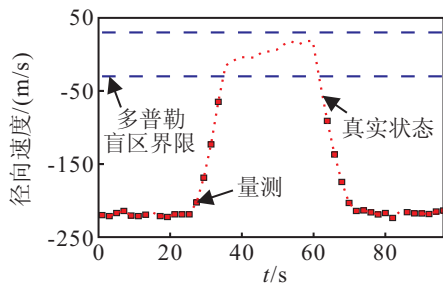


图3 目标相对径向速度

本文仅考虑滤波器的航迹维持问题, 因此忽略航迹起始的复杂性, 并假设目标航迹已确认. 图4显

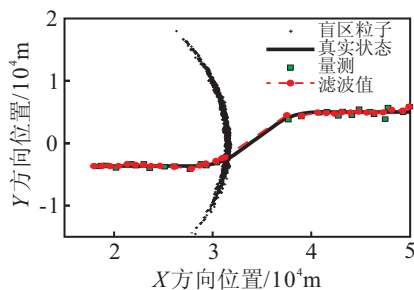


图4 滤波结果(显示目标重新出现时刻的盲区粒子云)

示了基于本文算法的滤波结果. 可以看到, 当目标由多普勒盲区重新出现时, 盲区粒子云的形状准确地指示了目标可能出现的位置. 由于确认区域的形状合适, 量测落入了粒子滤波的关联门内, 在连续十多个周期没有量测获取的条件下, 算法仅采用简单 CV 模型便仍能够维持对目标的跟踪.

为了衡量算法的性能, 沿用文献[3]中的方案计算航迹分  $S$ . 在离散时间  $t_k$  处, 航迹分为

$$S'_k = \begin{cases} S_{k-1} + \delta^+(T_k), \\ S_{k-1} - \delta^-(T_k); \end{cases} \quad (13)$$

$$S_k = \min(S'_k, 1). \quad (14)$$

其中: 参数  $\delta^+(T_k)$  和  $\delta^-(T_k)$  分别为分数的增加或减少; 航迹分计算参数  $\delta^+ = 0.2T_k$ ,  $\delta^- = 0.03T_k$ ; 航迹删除门限为 0.05. 若目标从多普勒盲区中重新出现后的第 1 个量测没有关联上, 则航迹丢失.

图5为依照该方案得到的上述滤波结果的航迹分曲线. 可以看到, 航迹分在降低到 0.1 后重新迅速回到 1, 结果并没有因为丢失量测而丢失航迹, 保持了目标航迹的连续性. 图6为 50 次蒙特卡洛试验后的误差分析结果, 由于目标处于多普勒盲区中无量测获得, 图6中仅显示可观测部分的误差结果, 结果表明该算法也表现出较好的跟踪精度.

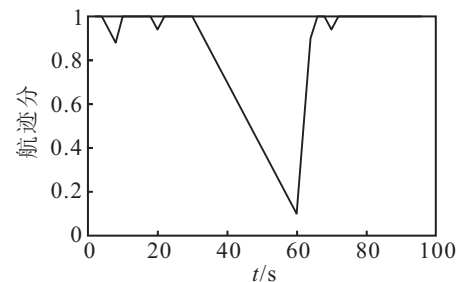


图5 航迹分

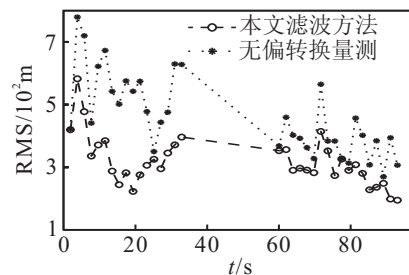


图6 位置误差

图6中,  $t_k$  时刻位置误差定义为

$$\text{RMS}^m = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_u^i - x^i)^2 + (y_u^i - y^i)^2}, \quad (15)$$

$$\text{RMS}^{pf} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{x}^i - x^i)^2 + (\hat{y}^i - y^i)^2}. \quad (16)$$

## 7 结 论

本文基于运动平台对时常消失在多普勒盲区的目标跟踪问题进行了研究,在通过建模和分析目标可检测条件的基础上,使用多普勒盲区的先验信息参与滤波,提出了一种基于相对径向速度差分检测的粒子滤波算法.仿真结果表明,该算法能够在量测断续的条件下进行连续跟踪,提高了目标航迹连续性,避免量测断续引起的目标航迹丢失以及同一目标重新起批,对解决机载雷达目标跟踪中的实际问题具有工程应用价值.杂波条件下的断续量测多目标跟踪是下一步的研究重点.

### 参考文献(References)

- [1] Stimson G W. Introduction to Airborne Radar[M]. 2nd ed. SciTech, 1998: 600-604.
- [2] 焦广伦. 脉冲多普勒雷达探测的速度盲区仿真系统[J]. 电子测量技术, 2008, 31(9): 10-13.  
(Jiao G L. Simulation system for blind zone of Doppler radar detection[J]. Electronic Measurement Technology, 2008, 31(9): 10-13.)
- [3] Gordon Neil, Ristic Branko. Tracking airborne targets occasionally hidden in the blind Doppler[J]. Digital Signal Processing, 2002, 12(2-3): 383-393.
- [4] Zaugg D A, Samuel A A, Waagen D E, et al. A combined particle/Kalman filter for improved tracking of beam aspect targets[J]. IEEE Workshop on Statistical Signal Processing, 2003: 535-538.
- [5] Shi Z G, Hong S H, Chen K S. Tracking airborne targets hidden in blind doppler using current statistical model particle filter[J]. Progress in Electromagnetics Research, 2008, 82: 227-240.
- [6] Du Shi-chuan, Shi Zhi-guo, Zang Wei, et al. Using interacting multiple model particle filter to track airborne targets hidden in blind doppler[J]. J of Zhejiang University Science, 2007, 8(8): 1277-1282.
- [7] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. A novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proc Radar Signal Process, 1993, 140(2): 107-113.
- [8] Pitt M K, Shephard N, Filtering via simulation: Auxiliary particle filter[J]. J of the American Statistical Association, 1999, 94(446): 590-599.
- [9] Longbin M, Xiaquan S, Yiyu Z, et al. Unbiased converted measurements for tracking[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(3): 1023-1027.
- [10] Yaakov Bar-Shalom, Thomas E Fortmann. Tracking and data association[M]. Academic Press, 1988: 123-149.
- (上接第1215页)
- [6] Yong D, Chen W, Li X. Using mobile beacons to locate sensors in obstructed environments[J]. J of Parallel and Distributed Computing, 2010, 70(6): 644-656.
- [7] 孟中楼, 王殊, 王骥. 分簇式无线传感器网络汇聚节点移动策略研究[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2009, 37(6): 67-70.  
(Meng Z L, Wang S, Wang Q. Research on the moving strategy for mobile sink in cluster wireless sensor networks[J]. J of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2009, 37(6): 67-70.)
- [8] Mirela M, Mihaela C. Improved sensor network lifetime with multiple mobile sinks[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2009, 5(5): 542-555.
- [9] Stefano B, Alessio C, Emanuel M, et al. Controlled sink mobility for prolonging wireless sensor networks lifetime[J]. Wireless Networks, 2008, 14(6): 831-858.
- [10] 郑巍, 刘三阳, 寇晓丽. 动态传感器网络移动代理路由算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1035-1039.  
(Zheng W, Liu S Y, Kou X L. Dynamic mobile agent routing algorithm in sensor network[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 1035-1039.)
- [11] Wang G J, Wang T, Jia W J. Adaptive location updates for mobile sinks in wireless sensor networks[J]. J of Supercomputing, 2009, 47(2): 127-145.
- [12] Heinzelman W B, Chandrakasan A P, Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2002, 1(4): 660-670.
- [13] 于振华, 刘宇, 纪明, 等. 无线传感器网络中一种能量高效的分布式分簇算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(9): 1436-1440.  
(Yu Z H, Liu Y, Ji M, et al. An energy-efficient distributed clustering algorithm for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2009, 24(9): 1436-1440.)