

粒子滤波和多站 TOA 的外辐射源雷达跟踪方法

李红伟, 王 俊, 刘玉春

(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)

摘 要: 针对外辐射源雷达跟踪常采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法导致其跟踪精度受闪烁噪声影响较大的问题, 结合到达时间(time of arrival, TOA)定位技术和粒子滤波(particle filter, PF)算法, 提出一种适于闪烁噪声环境的外辐射源雷达跟踪方法。该方法通过多站 TOA 获得测量信息, 利用双基地角来减弱目标雷达散射截面(radar cross section, RCS)闪烁, 采用非线性和非高斯的 PF 进行跟踪, 能减小因闪烁噪声而导致的跟踪误差, 避免 EKF 算法因线性化而带来的误差, 从而提高跟踪精度。实验表明, 该方法的跟踪性能优于 EKF, 尤其受闪烁噪声影响小, 能提高闪烁噪声环境下的跟踪精度。实测数据验证了该方法的有效性。

关键词: 无源跟踪; 粒子滤波; 到达时间; 闪烁噪声

中图分类号: TN 958.97

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2010.11.02

FM based passive radar tracking using particle filter and TOA measurements

LI Hong-wei, WANG Jun, LIU Yu-chun

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

Abstract: In FM based passive radar, the tracking performance of the traditional extended Kalman filter (EKF) is affected seriously by the glint noise. To solve this problem, a new passive radar tracking method is proposed based on particle filter (PF) and time of arrival (TOA) measurements. The method gains TOA measurements by multi-stations, utilizes the different bistatic angles to relieve the radar cross-section (RCS) glint and then uses nonlinear and non-Gaussian PF to track target, which reduces the measurements error resulted from glint noise, avoids the error caused by EKF linearization, so it can improve the passive tracking precision. The simulations show that the performance of the new method is superior to that of the EKF, especially in glint noise environment. The real data demonstrate the validity of the proposed method.

Keywords: passive tracking; particle filter (PF); time of arrival (TOA); glint noise

0 引 言

以多个调频广播电台作为辐射源的外辐射源雷达, 由于本身不发射电磁波, 隐蔽性强, 从而具有反隐身、防反辐射导弹和低空探测的能力, 是一种新体制雷达。由于在实际雷达回波中会存在闪烁现象, 测向的定位方法本身对信号的稳定性要求严格, 因此闪烁引起的信号突发或突变会对其产生较大的测向误差, 严重时甚至完全无法完成测向^[1]; 而基于频率变化率的定位方法^[2]由于频率变化率在有些情况下(如目标径向或接近径向时)非常小, 较难准确获取, 所以也有一定的局限。基于多站到达时间(time of arrival, TOA)测量的无源相干定位与跟踪技术^[3]利用测量时差形成的多个椭球面(或双曲面)在目标位置处的交点进

行定位(如图 1 所示), 由于外辐射源雷达中 TOA 测量精度比角度或频率变化率的测量精度高, 所以能获得较好的定位效果; 另外通过融合多个发射站的测量信息, 在接收端利用不同双基地角的回波信息还可以减弱目标雷达散射截面(radar cross section, RCS)的闪烁, 从而提高定位精度。

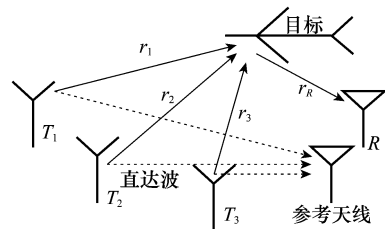


图 1 以多个广播电台作为辐射源的外辐射源雷达 TOA 定位示意图

收稿日期: 2009-09-27; 修回日期: 2010-03-31。

基金项目: 国家部委重点基金(9140A07050908DZ0103); 国防重点实验室基金(9140C010507100C01); 教育部创新团队计划资助课题

作者简介: 李红伟(1983-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为外辐射源雷达定位与跟踪技术、信号检测与处理等。

E-mail: hwli@mail.xidian.edu.cn

基于多站 TOA 测量的外辐射源雷达目标定位方程是非线性的,目前最为经典的非线性滤波算法是扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法^[4],这种算法运算量小且比较直观。但是,它也存在收敛速度慢、受闪烁噪声影响严重、甚至出现估计值发散等缺点。近年发展起来的无迹卡尔曼滤波算法(unscented Kalman filter, UKF)^[5],虽然不需要对模型做线性化近似,性能比 EKF 有所改善,但是对于多模和非高斯(闪烁噪声)问题,效果并不理想。由于多站测量跟踪系统依赖于非常精确的距离测量值,当使用上述算法时,闪烁噪声引起的距离跟踪误差会影响雷达的跟踪精度,尤其当目标较大距离较近时,会严重衰减其性能。

针对以上定位和跟踪算法的不足,本文提出粒子滤波(particle filter, PF)和多站 TOA 相结合的外辐射源雷达跟踪方法。PF^[5]是一种基于贝叶斯原理的递归蒙特卡罗方法,摆脱了解决非线性滤波问题时随机量必须满足高斯分布的制约条件,在处理非线性和非高斯问题上独具优势,成为近年来的研究热点。本文依据多个发射站的 TOA 测量值来对目标进行定位,利用多站双基地角来减弱目标 RCS 闪烁,再使用 PF 进行跟踪,通过构造雷达闪烁噪声概率密度函数,研究了闪烁噪声情况下的外辐射源雷达跟踪问题,并与 EKF 算法在高斯噪声和闪烁噪声情况下的性能进行了分析比较,仿真和实测数据处理结果均表明本文方法受雷达闪烁影响不明显,相比 EKF 能够得到更为精确的跟踪效果。

1 PF 理论

PF 的基本思想^[6]是采用蒙特卡罗仿真抽样得到状态条件分布的一组带有相应权重的随机样本(称为粒子)来逼近后验概率密度,随着粒子数目的增加,粒子的概率密度函数逐渐逼近状态的概率密度函数,粒子滤波估计从而达到最优贝叶斯估计的效果。

1.1 贝叶斯滤波原理

贝叶斯滤波原理的实质是用系统状态转移模型来预测状态的先验概率密度,再用最近的观测值进行修正,得到后验概率密度,从而得到系统状态量的最优估计。它包括两个过程:预测和更新。

假定非线性系统模型和观测方程表示为

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{s}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1}), \mathbf{z}_t = \mathbf{h}(\mathbf{x}_t, \mathbf{n}_t) \quad (1)$$

式中, \mathbf{x}_t 和 \mathbf{z}_t 分别表示状态量和观测值; \mathbf{v}_t 和 \mathbf{n}_t 表示过程噪声和观测噪声,两者相互独立。

预测 若已知状态的初始概率密度 $p(\mathbf{x}_0 | \mathbf{z}_0) = p(\mathbf{x}_0)$, 则预测方程为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (2)$$

更新 根据系统的观测方程,在获得 t 时刻的观测值 \mathbf{z}_t 后,由先验概率密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})$ 推导出后验概率密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$, 公式为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})}{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} \quad (3)$$

式中

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_t \quad (4)$$

式(1)~式(4)的递推过程描述了贝叶斯原理。

1.2 序贯重要性采样

PF 是通过随机样点来近似状态分布,用蒙特卡罗积分来近似式(2)和式(4)的解,蒙特卡罗方法的核心就是将式(2)中的积分问题转化为有限样本点的概率转移累加过程。

PF 的关键在于如何得到所需的粒子来有效近似系统的状态分布,序贯重要性采样方法采用一种易于采样、同时集成新近观测值的重要性函数 $q(\mathbf{x}_{0:t} | \mathbf{z}_{1:t})$ ^[7],来指导粒子的产生。相应地,粒子的权值称为重要权^[8-9]

$$\omega_t^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{x}_{0:t}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:t})}{q(\mathbf{x}_{0:t}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:t})} \quad (5)$$

由贝叶斯公式得 t 时刻的后验概率密度为

$$p(\mathbf{x}_{0:t} | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_{0:t}, \mathbf{z}_{1:t-1}) p(\mathbf{x}_{0:t} | \mathbf{z}_{1:t-1})}{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} =$$

$$\frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_{0:t}, \mathbf{z}_{1:t-1}) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{0:t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1})}{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} \times p(\mathbf{x}_{0:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) =$$

$$\frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{0:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})}{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} \propto$$

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{0:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) \quad (6)$$

同时,重要性密度函数分解为

$$q(\mathbf{x}_{0:t} | \mathbf{z}_{1:t}) = q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{0:t-1}, \mathbf{z}_{1:t}) q(\mathbf{x}_{0:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) \quad (7)$$

则得到重要权的递推式

$$\omega_t^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}) p(\mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:t-1})}{q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t}) q(\mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:t-1})} \propto$$

$$\omega_{t-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})}{q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t})} \quad (8)$$

对权值进行归一化,最后得到该时刻的后验概率密度

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_t^{(i)} \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^{(i)}) \quad (9)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 为冲激函数; N 为粒子数;当 $N \rightarrow \infty$ 时,上式近似接近真实的后验概率密度。

1.3 重采样

在序贯重要性采样迭代过程中会有一些粒子偏离真实值,导致其归一化权值几乎为零,即粒子退化现象。重采样算法是解决粒子退化的一种方法,其思想是通过对比后验概率密度重采样 N 次,产生新的粒子点集,保留或复制权值较大的粒子,剔除权值较小的粒子。最常用的重采样方法是随机采样方法^[10],本文采用的是残差采样^[6]方法。

2 PF 和 TOA 的外辐射源雷达跟踪方法

2.1 外辐射源雷达多站 TOA 目标定位模型

本文采用三个广播发射台和一个接收机组成的多发单收外辐射源雷达系统(如图 1 所示),仅测量 TOA 值来对空中非合作目标进行定位。若发射站坐标设为 (x_m, y_m, z_m) ($m=1, 2, 3$);接收站坐标设为 (x_R, y_R, z_R) ,它们之间测量的距离和定义为 $R_m = r_m + r_R$,其中 r_m 表示目标到第 m 个发射站之间的距离, r_R 表示目标到接收站的距离。在接收站利用 m 个发射站的回波信息测得的距离和构成了 m 个回转椭球面,发射站 T_m 和接收站 R 分别是第 m 个椭球面的两个焦点。在理想条件下(即没有测量误差的条件下),这 m 个椭球面所交的点,即为目标的位置^[11]。

根据接收站 R 获得的观测量 R_m ,利用几何关系得到以下方程组

$$\left. \begin{aligned} r_R^2 &= (x - x_R)^2 + (y - y_R)^2 + (z - z_R)^2 \\ r_m^2 &= (x - x_m)^2 + (y - y_m)^2 + (z - z_m)^2 \\ R_m &= r_R + r_m, m = 1, 2, 3 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

解此方程组,可以求出目标的位置坐标 (x, y, z) 。但实际情况中,存在各种测量噪声和误差的影响,尤其闪烁噪声的影响使得目标实际定位和跟踪精度下降。鉴于此,在获得距离和测量信息后,采用粒子滤波对外辐射源雷达目标进行跟踪。

2.2 外辐射源粒子滤波跟踪算法

假设目标做匀速直线运动,通过测量电磁波在三个发射站与接收站间传播形成的距离和来实现目标的定位与跟踪。

目标运动状态方程为

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{A}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t), t = 1, 2, \dots, T \quad (11)$$

目标观测方程为

$$\mathbf{Z}(t) = [\mathbf{R}_1(t), \mathbf{R}_2(t), \mathbf{R}_3(t)]^T + \mathbf{n}(t) \quad (12)$$

式(11)和式(12)中, $\mathbf{X}(t) = [x(t), y(t), z(t), \dot{x}(t), \dot{y}(t), \dot{z}(t)]^T$, $x(t), y(t), z(t)$ 和 $\dot{x}(t), \dot{y}(t), \dot{z}(t)$ 分别表示目标的空间坐标分量及各方向的速度分量, $\mathbf{A}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & T\mathbf{I} \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}$ 为状态转

移矩阵, T 为观测时间间隔, $\mathbf{V}(t) = \begin{bmatrix} 0.5T^2\mathbf{I} \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ 为扰动噪声, \mathbf{I} 为 3×3 单位矩阵, $\mathbf{n}(t)$ 是观测噪声向量。

粒子滤波跟踪算法步骤描述:

步骤 1 初始

由先验概率分布 $p(\mathbf{X})$ 得到 N 个采样 $\{\mathbf{X}_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

步骤 2 计算权值

$$w_i^{(t)} \propto w_{i-1}^{(t)} \frac{p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t^{(i)}) p(\mathbf{X}_t^{(i)} | \mathbf{X}_{t-1}^{(i)})}{q(\mathbf{X}_t^{(i)} | \mathbf{X}_{0:t-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:t})}$$

$$\tilde{w}_i^{(t)} = w_i^{(t)} / \sum_{i=1}^N w_i^{(t)}$$

步骤 3 对粒子 $\{\mathbf{X}_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 进行重采样得到一组新粒子 $\{\tilde{\mathbf{X}}_t^{(j)}\}_{j=1}^N$,使其满足 $\Pr(\tilde{\mathbf{X}}_t^{(j)} = \mathbf{X}_t^{(i)}) = \tilde{w}_i^{(t)}$ 。

步骤 4 根据状态转移产生下一时刻的粒子 $\mathbf{X}_{t+1}^{(i)} \sim p(\mathbf{X}_{t+1} | \mathbf{X}_t^{(i)})$ 。

步骤 5 构建后验概率密度函数 $p(\mathbf{X}_t | \mathbf{Z}_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_i^{(t)} \delta(\mathbf{X}_t - \mathbf{X}_t^{(i)})$,重复步骤 2 ~ 步骤 5。

3 仿真实验及实测数据处理

3.1 高斯噪声情况下

跟踪效果用航迹的均方差(mean-square error, MSE) (km^2)来度量,定义为

$$\text{MSE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [(x_t - \hat{x}_t)^2 + (y_t - \hat{y}_t)^2 + (z_t - \hat{z}_t)^2] \quad (13)$$

式中, $\hat{x}_t, \hat{y}_t, \hat{z}_t$ 分别为目标空间位置分量的真实值。三发一收外辐射源雷达跟踪系统:采用直角坐标系,接收站位于坐标原点,初始估计位置同目标初始位置,仿真参数见表 1。

表 1 高斯噪声环境仿真参数

参数类型	参数值
三个发射站坐标/km	$T_1(-32, -33, 0.05), T_2(0, -45, 0.06), T_3(-10, -90, 0.10)$
三个距离和测量误差	服从零均值,方差为 0.5 km 的高斯分布
目标初始位置/km	$(-200, 150, 10)$
目标初始速度/(km/s)	$\dot{x}=0.2, \dot{y}=-0.1, \dot{z}=0$
x, y, z 三个方向的随机扰动	服从零均值,方差分别为 $1 \text{ m/s}^2, 1 \text{ m/s}^2, 0.1 \text{ m/s}^2$ 的高斯分布

图 2 为 50 次蒙特卡罗实验 PF 算法与 EKF 算法对目标航迹估计的 MSE 比较。图 3 为两种算法估计的航迹图 ($N=2000$)。

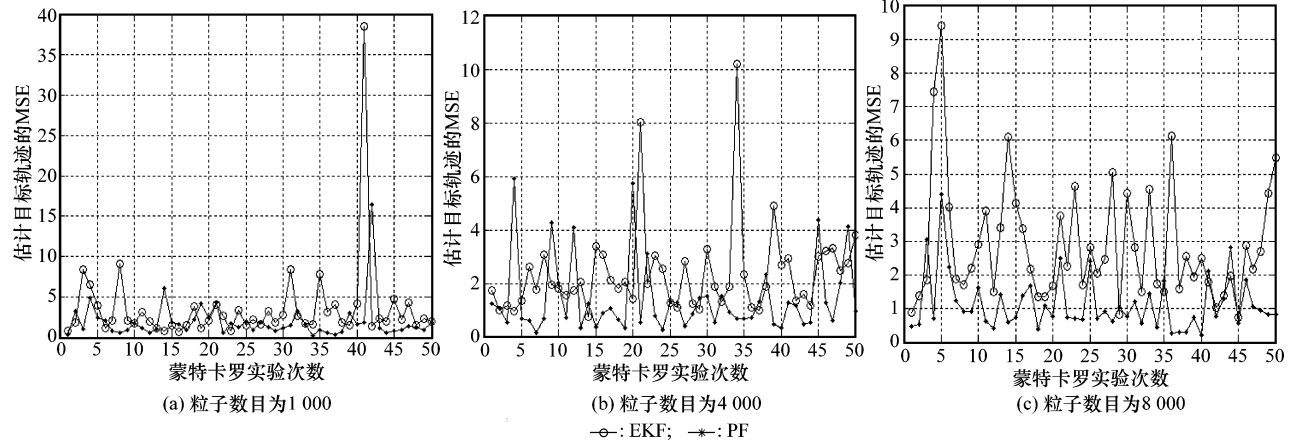


图 2 50 次蒙特卡罗实验 PF 与 EKF 的 MSE 比较

从图 2 可以直观地看出,当粒子数为 1 000 时,PF 的 MSE 值和 EKF 的 MSE 值比较接近,当粒子数为 8 000 时,PF 的 MSE 值比 EKF 的 MSE 值小了许多。说明在粒子数少时两者跟踪效果接近,当粒子数多时 PF 的跟踪精度比 EKF 高。随着粒子数目的增加,粒子的概率密度函数逐渐逼近状态的概率密度函数,因此提高了跟踪的精

度。虽然通过增加粒子数可以提高 PF 的精度,但也会导致运算量加大,此时可以使用并行计算处理技术加快运算速度。

从图 3 可以看出,EKF 算法在高度维(Z 方向)的跟踪误差比较大,跟踪效果不佳;而本文方法的跟踪误差相对要小,对真实航迹的跟踪效果比较好。

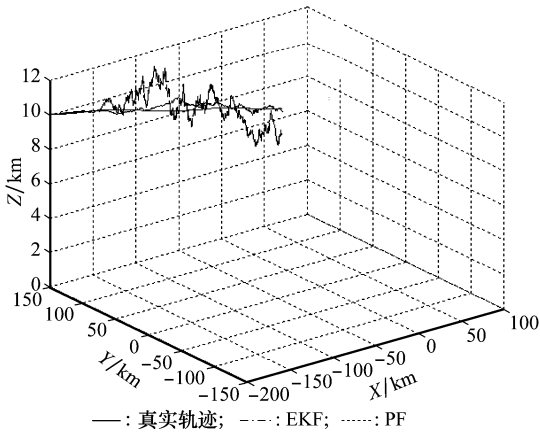


图 3 目标航迹估计

另外,大量的仿真结果表明,当观测时间较长时,EKF 容易出现高度维估计发散的现象,而本文方法却没有出现这种情况。这是由于无源雷达体制下布站不理想,距离测量误差较大等因素引起 EKF 算法的线性化误差增大,进而导致跟踪精度不高甚至发散,而本文方法由于不存在线性化误差所以总体跟踪效果比较好。综上分析说明,在高斯噪声环境下,无论在状态的估计精度上还是在目标的跟踪能力上,本文方法的性能相比 EKF 算法有了较大改善。

3.2 闪烁噪声情况下

在雷达目标跟踪中,由于目标的运动(包括随机偏航、极化起伏等),使复杂目标各个部分反射回来的回波在幅度和相对相移上有变化而产生起伏(包括幅度起伏、相位波前起伏闪烁等)，“起伏”会造成回波相位波前的随机畸变,这种现象引起的测量噪声具有非高斯特性被称为闪烁噪声^[12]。

以多个广播电台做为辐射源的外辐射源雷达可看作是多(双)基地雷达,其中每一对接收站和发射站构成一个双基地雷达。当双基地 RCS 由于大的散射中心丢失或衰减而减小时,目标的闪烁通常会减小。文献^[12]的研究结果表明,30°的双基地角的闪烁偏离峰值可衰减 1/2 或更大;另外,多基地雷达可从多视角探测目标,即使入射波在某个视角发生闪烁现象,还能利用其他视角方向入射波的回波信息,因此外辐射源雷达系统可利用多站的双基地角来减弱目标 RCS 的闪烁,进而提高目标定位与跟踪精度。

闪烁噪声具有较长拖尾分布特性,其分布函数与高斯分布的差别在于后尾较长,中心区域类似高斯形状。雷达闪烁噪声概率密度函数可以由高斯分布和具有“后尾”特性的噪声分布的加权求和来表征^[13],本文闪烁噪声采用高斯噪声和 t 分布噪声的加权求和来建模,闪烁噪声概率密度函数表示为

$$f(\Psi) = \alpha f_t(\Psi) + (1 - \alpha) f_g(\Psi) \quad (14)$$

式中, $f(\Psi)$ 表示非高斯密度函数; $f_t(\Psi)$ 表示 t 分布在 Ψ 处的密度函数; $f_g(\Psi)$ 表示高斯分布在 Ψ 处的密度函数; 参数 $\alpha \in [0, 1]$ 表示非高斯程度的强弱。

为了验证本文算法在闪烁噪声情况下的性能,在不同的闪烁强度下做了仿真实验,所用的非高斯噪声由自由度为 $\nu=5$ 的 t 分布和服从 $N(0, 0.25^2)$ 的高斯分布组成,其概率密度分布函数如图 4 所示。

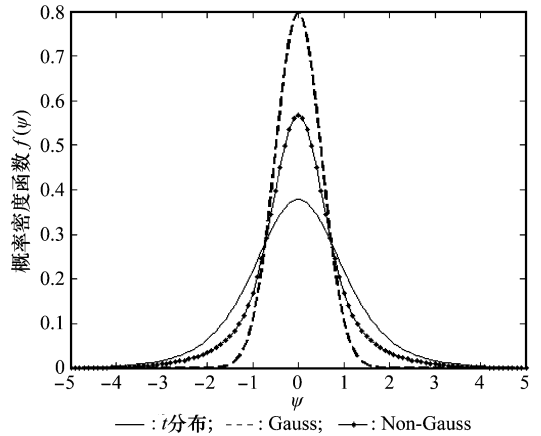
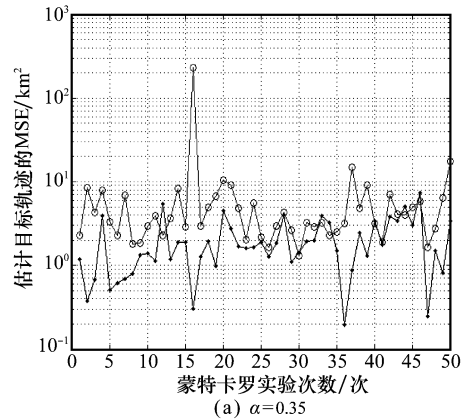


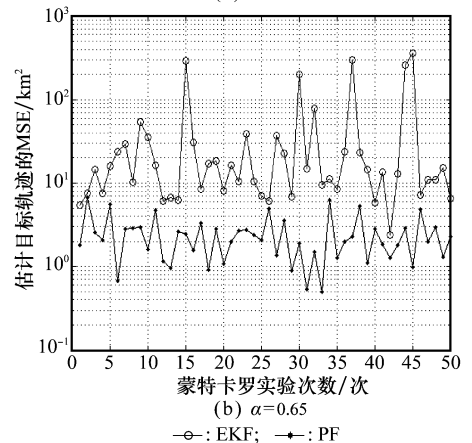
图 4 非高斯概率密度函数($\alpha=0.45$)

图 5 为闪烁噪声情况下,50 次蒙特卡罗实验本文方法 ($N=1000$)与 EKF 算法性能曲线图。可以看出在闪烁噪声条件下,随着非高斯程度的加强(即 α 值的变大),EKF 性能下降严重而 PF 性能基本保持不变。表 2 为不同闪烁噪声强度下,本文方法($N=1000$)与 EKF 的 MSE 数据统计。从表 2 来看,随着闪烁噪声的增强,本文方法性能明显优于 EKF 算法。

仿真结果表明:相比 EKF,PF 能有效减弱闪烁噪声对外辐射源雷达跟踪的影响,提高闪烁环境下的外辐射源雷达跟踪精度。



(a) $\alpha=0.35$



(b) $\alpha=0.65$

—○—: EKF; —△—: PF

图 5 闪烁噪声下 50 次蒙特卡罗实验 PF 与 EKF 的性能曲线图

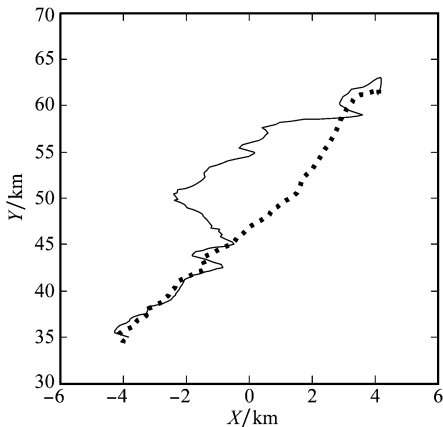
表 2 不同闪烁噪声强度下本文方法与 EKF 的 MSE 数据统计 km²

50 次蒙特卡罗实验	$\alpha=0.25$	$\alpha=0.35$	$\alpha=0.45$	$\alpha=0.65$	
mean	EKF	4.166 0	6.829 1	30.237 2	56.560 9
	PF	2.201 4	2.229 0	2.445 4	4.349 4
std	EKF	6.175 2	9.035 3	67.874 6	104.711 4
	PF	2.163 6	2.349 3	2.311 5	3.393 8

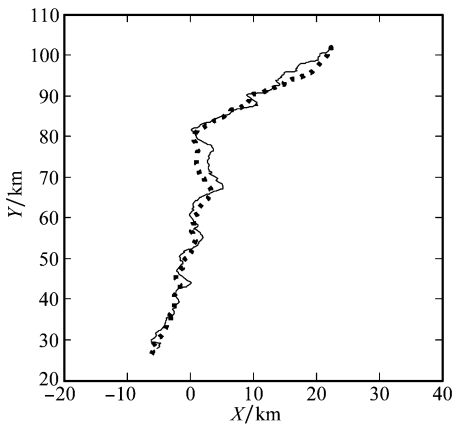
3.3 实测数据处理

利用实际的外辐射源雷达系统进行外场试验,对某次试验获取的数据进行非实时处理。雷达接收站位于坐标原点,选择频率为 99.9 MHz、104.3 MHz、98.8 MHz 的三个广播电台作为发射台,接收天线的主波束指向北偏东 40°,对这个方向上航行的民航客机进行探测跟踪。从天线工作扇区的先验信息中选取初始值,利用得到的三个 TOA 测量信息来进行目标定位与跟踪。

图 6(a)是某时间段 122 s 实录数据经过 EKF 算法和本文方法处理后得到的目标航迹图,这是一个飞往机场的进港目标。虽然观测时间很短,航迹约 30 km,从估计的航迹可以看出,本文方法的跟踪精度比 EKF 的跟踪精度高,能有效地对目标进行跟踪。图 6(b)是某时间段 368 s 实录数据经过 EKF 算法和本文方法处理后得到的目标航迹图,持续跟踪达 100 km 左右,从结果可以看出,本文方法估计的航迹比 EKF 方法估计的航迹起伏小,说明本文方法的跟踪效果好于 EKF 算法。



(a) 某时间段 122 s 数据



(b) 某时间段 368 s 数据

—: EKF; ···: PF

图 6 实测数据处理航迹图

4 结 论

本文针对外辐射源雷达跟踪受闪烁噪声影响较大的问题,提出一种粒子滤波和多站 TOA 定位相结合的外辐射源雷达跟踪方法。考虑多站 TOA 定位模型的非线性以及闪烁噪声的非高斯特性,使用 PF 并依据多站 TOA 测量值进行目标跟踪,避免了 EKF 算法的线性化误差,减轻了受闪烁噪声的影响,能够提高跟踪精度;通过构造闪烁噪声,研究了闪烁噪声情况下的无源雷达跟踪能力,并与 EKF 算法在高斯噪声和闪烁噪声仿真环境下的性能进行了对比,通过比较 MSE、估计目标的轨迹及不同闪烁噪声强度下的 MSE,验证了本文方法具有较高的跟踪精度和较好的稳定性,有效减弱了闪烁噪声对外辐射源雷达跟踪的影响。实测数据进一步验证了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] 胡来招. 无源定位[M]. 北京:国防工业出版社,2004:80-85.
- [2] 安玮,孙仲康. 利用多普勒频率变化率的单站无源定位测距技术[C]//雷达无源定位跟踪技术研讨会论文集,2001:41-45.
- [3] 王俊,张守宏,保铮. 基于外照射源的无源相干雷达系统及其关键技术[J]. 电波科学学报,2005,20(3):381-385.
- [4] Olama M M, Djouadi S M, Papageorgiou I G, et al. Position and velocity tracking in mobile networks using particle and Kalman filtering with comparison[J]. *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, 2008, 57(2): 1001-1005.
- [5] 占荣辉,辛勤,万建伟. 基于最优采样函数的粒子滤波算法与贝叶斯估计[J]. 信号处理,2008,24(2):260-261.
- [6] Sanjeev A M, 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): 175-181.
- [7] Yardim C, Gerstoft P, Hodgkiss W S. Tracking refractivity from clutter using Kalman and particle filters[J]. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 2008, 56(4): 1060-1069.
- [8] Sankaranarayanan A C, Srivastava A, Chellappa R. Algorithmic and architectural optimizations for computationally efficient particle filtering[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2008, 17(5): 737-739.
- [9] 康健,司锡才. 被动定位跟踪中的非线性滤波技术[J]. 系统工程与电子技术,2004,26(2):160-162. (Kang J, Si X C. Non-linear filtering techniques for passive locating and tracking [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, 26(2): 160-162.)
- [10] 胡士强,敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策,2005,20(4):362-363.
- [11] 徐伟杰,王俊. 基于 TOA 测量的 T^n-R 型无源雷达目标跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术,2010,32(3):512-517. (Xu W J, Wang J. Target tracking algorithm in T^n-R passive radar using TOA measurement [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(3): 512-517.)
- [12] Skolnik M. I. 雷达手册[M]. 王军,林强,米慈中,等译. 2 版. 北京:电子工业出版社,2003:726-734,945-947.
- [13] Kostantinos N P, Dimitris H. Advanced signal processing handbook[M]. Boca Raton: CRC Press LLC, 2001.