

## 基于角度约束采样的单站无源定位混合粒子滤波算法

杨争斌 谢恺 郭福成 周一宇

(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

**摘要:**为实现固定单站对运动辐射源的快速定位,该文给出了一种基于角度约束采样的混合粒子滤波算法。该算法从EKF(Extended Kalman Filter)滤波得到建议分布,利用角度测量对状态变量的约束关系从建议分布产生所需粒子,可以减少粒子滤波用于高维情况时所需的粒子数目,改善滤波性能,降低运算成本。结合利用多普勒变化率和角度测量的单站定位方法,与EKF, UKF(Unscented Kalman Filter)以及一般混合粒子滤波算法的仿真比较表明,该算法在滤波收敛速度、跟踪精度以及稳定性方面优于其它算法,估计误差更接近Cramer-Rao下界。

**关键词:**无源定位; 粒子滤波; 多普勒变化率

中图分类号: TN97

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)03-0576-05

## Hybrid Particle Filtering Algorithm for Passive Location by a Single Observer Based on Bearing Constrained Sampling

Yang Zheng-bin Xie Kai Guo Fu-cheng Zhou Yi-yu

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** To achieve fast location of moving emitter by a single stationary observer, an algorithm of hybrid particle filter based on bearing constrained sampling is presented. The algorithm gets proposal importance density from Extended Kalman Filter(EKF), and generates particles through the constraint between bearing measurements and the state variables, thus the number of particles and computation cost decrease when tackling high-dimensional filtering, and the filtering performance gets improved. Applying the algorithm to the location method of using Doppler changing rate and bearing measurements, simulation results of comparing the proposed algorithm with EKF, Unscented Kalman Filter(UKF) and the general hybrid particle filter, show that the proposed algorithm is superior in convergence speed, tracking precision and filtering stability to others, and the estimation error is more closer the Cramer-Rao lower bound.

**Key words:** Passive location; Particle filter; Doppler changing rate

### 1 引言

单站无源定位跟踪是近年来被广泛研究的一个热点<sup>[1-3]</sup>,是典型的非线性非高斯估计问题。一般来说,单站无源定位由于估计误差大、可观测性<sup>[3]</sup>弱等特点,对滤波算法的要求也更高。传统EKF(Extended Kalman Filter)方法存在估计精度差、滤波易发散等缺陷<sup>[3]</sup>。文献[4]给出基于UKF(Unscented Kalman Filter)的方法,通过精心设计的带有权值的Sigma点集,计算逼近状态均值及方差,使相应估计只有三阶以上误差,改善了滤波精度和滤波稳定性,但是UKF方法只适于解决高斯假定的情况,并且UKF对滤波发散并未很好解决。

粒子滤波<sup>[5]</sup>是近年来提出的一种适于非线性非高斯场合的滤波方法,其核心思想就是利用大量随机样本及其相应权值计算逼近所要求的后验概率分布。对于定位跟踪问题而言,就是要利用已有观测量和目标状态随机样本集逼近目标

状态的后验概率分布。但是,对单站无源定位应用而言,由于先验知识有限,往往状态初始误差和协方差非常大,直接采用一般粒子滤波不仅所需粒子数目巨大,而且仅依靠粒子的随机移动很难得到较快的滤波收敛速度。混合粒子滤波器<sup>[6]</sup>(Hybrid Particle Filter)将传统非线性滤波方法和一般粒子滤波相结合,得到次最优的粒子滤波估计。这种方法实际是通过传统非线性滤波方法搜索后验密度的峰值,使粒子能够更有效地转移到后验概率存在峰值的地方,从而提高粒子集对后验密度峰值覆盖的有效性,减少粒子滤波所需粒子数,降低运算成本。但是由于一般混合粒子滤波方法粒子采样完全随机,对状态初始误差和协方差非常大的单站无源定位应用而言,混合粒子滤波方法所需粒子数仍然较多。

本文将给出一种适于单站无源定位的混合粒子滤波算法,该方法采用角度测量约束获得滤波所需粒子,可以减少小权值粒子的数目,降低运算成本,改善滤波性能。结合利用多普勒变化率和角度测量的单站无源定位方法,与基于EKF, UKF以及一般混合粒子滤波的滤波算法进行了性能比较,给出了仿真结果。

2006-09-07 收到, 2007-01-04 改回

国家部委基金和国防科技大学科研计划项目(CX06-04-03)资助课题

## 2 系统模型

### 2.1 运动模型

考虑二维直角坐标系的情况, 定义  $k$  时刻目标状态  $\mathbf{x}_k = [r_{x_k}, r_{y_k}, v_{x_k}, v_{y_k}]^T$ , 假定观测器位于坐标原点, 即  $\mathbf{x}_{ok} = [0, 0, 0, 0]^T$ , 则  $k$  时刻辐射源目标相对观测器的相对状态向量为  $\Delta \mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{ok} = \mathbf{x}_k$ , 辐射源和观测器的相对位置关系如图 1。

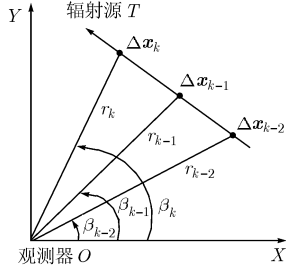


图 1 辐射源目标和观测器相对位置关系

对于匀速运动目标, 运动模型可写为

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

其中  $\Phi_{k+1,k} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & T\mathbf{I}_2 \\ 0\mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{I}_2$  为 2 维单位阵,

$T$  为观测周期;  $\mathbf{w}_k$  为状态噪声, 其协方差阵为  $\tilde{\mathbf{Q}}_k$ 。

### 2.2 测量模型

角度测量是无源定位系统中较容易得到测量参数, 多普勒频率变化率的测量可以通过测量目标来波的频率或者到达时间得到<sup>[3]</sup>。利用角度和多普勒频率变化率作为观测量, 观测方程可写为

$$\mathbf{z}_k = [\beta_k, \dot{\beta}_k]^T + \mathbf{n}_k = \left[ \arctg(r_{y_k}/r_{x_k}), -\frac{\hat{f}_{c k}}{c} \dot{\beta}_k \right]^T + \mathbf{n}_k \quad (2)$$

其中  $\hat{f}_c$  为辐射源载频估计值,  $c$  为电磁波传播速度,  $\mathbf{n}_k$  为观测噪声, 其协方差阵为  $\tilde{\mathbf{R}}_k$ 。当目标和观测站之间无相对加速度时, 相对距离的二阶导数为

$$\ddot{\beta}_k = r_k \dot{\beta}_k^2 \quad (3)$$

其中  $\dot{\beta}_k = \frac{v_{x_k} r_{y_k} - v_{y_k} r_{x_k}}{r_k^2 + r_{y_k}^2}$ ,  $r_k = \sqrt{r_{x_k}^2 + r_{y_k}^2}$ 。

由式(3)可以看出, 观测方程是复杂的非线性函数, 多普勒变化率观测实际反映的是相对距离的二阶导数。为后面表述方便记

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{n}_k \quad (4)$$

## 3 基于粒子滤波的定位算法

对于状态方程式(1)和测量方程式(3), 从贝叶斯理论来看, 跟踪问题就是在给定观测数据  $\mathbf{z}_{1:k}$  (下标 1:k 表示从 1 到  $k$  时刻的所有数据)情况下, 递归计算当前的系统状态  $\mathbf{x}_k$ 。粒子滤波的基本思想就是利用序贯蒙特卡罗的方法逼近状

态后验分布  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ , 即通过后验概率分布采集带有权重的样本集  $\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ , 用该样本集表示后验分布

$$\hat{p}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (5)$$

其中  $\delta(\bullet)$  为狄拉克函数,  $N$  为所用粒子数目。实际上直接从后验分布采集样本是很困难的, 通常是引入一个容易获取样本的重要密度函数  $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ , 从该重要密度函数采集样本, 相应权值满足

$$\omega_k^i \propto \frac{p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{z}_{1:k})}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{z}_{1:k})} \quad (6)$$

文献[5]指出, 当  $N \rightarrow \infty$  时, 式(5)可以无限接近后验分布  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 。迭代更新重要权值和相应样本就可得到 SIS (Sequential Importance Sampling) 算法<sup>[5]</sup>, 权值迭代<sup>[5]</sup>可表示为

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k})} \quad (7)$$

但是 SIS 的重要权值的方差会随时间推移而增加, 使粒子权重集中到少数粒子上, 即所谓粒子退化<sup>[5]</sup>问题。为克服粒子退化问题, 一般需监测重要权值方差, 检验有效粒子数大小, 当有效粒子数<sup>[7]</sup>小于某一个门限值时, 对粒子集进行重采样。若选取  $q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k}) = p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ , 并且每个时间步都进行重采样就是所谓 SIR (Sampling Importance Resampling) 滤波器<sup>[5]</sup>, 这是本文中重点讨论的一种粒子滤波器。

### 3.1 角度约束采样

从建议分布函数完全随机采样的出发点是完全逼近后验密度分布, 但是从跟踪的角度考虑需要的是利用后验密度有效求解状态估计值, 而非对后验分布的精确逼近。并且对于某些具体应用, 尤其对于高维滤波情况来说, 一般粒子滤波器所需粒子数目巨大, 计算成本高昂。本文结合跟踪应用特点, 提出从建议分布采取粒子时采用角度测量约束。

图 2 给出了角度测量噪声为高斯噪声时的似然函数示意图, 很明显目标位置在角度方向存在一个“脊”状似然函数峰值, 本文就是考虑利用该特点对粒子的产生进行约束, 使产生的粒子尽量分布在脊状似然函数峰值附近, 增加粒子集中有效粒子数目。假定状态转移噪声分布已知, 则利用角度

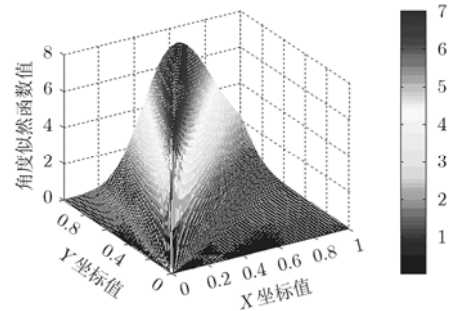


图 2 角度似然函数示意图

约束采样的方法具体步骤可描述如下:

- (1) 求状态变量先验分布的边缘分布  $p(r_{x_k}^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ ;
- (2) 采样  $r_{x_k}^i, i = 1, \dots, N$ ,  $r_{x_k}^i \sim p(r_{x_k}^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ ;
- (3) 将粒子  $r_{x_k}^i, i = 1, \dots, N$  代入角度测量似然函数  $p(\beta_k | \mathbf{x}_k^i)$ , 求解似然函数最大值, 得到粒子  $r_{y_k}^i, i = 1, \dots, N$ 。
- (4) 由边缘分布  $p(v_{x_k}^i | \mathbf{x}_{k-1}^i), p(v_{y_k}^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)$  得到  $v_{x_k}^i, v_{y_k}^i, i = 1, \dots, N$ 。

角度约束采样第(3)步中似然函数最大值搜索需要角度的真实值, 实际中是不能得到的, 可以采用状态预测得到的角度预测值代替。

### 3.2 基于粒子滤波的定位算法

重要密度的选择对粒子滤波算法的性能有很大影响。一种常用的方法就是结合在高斯密度假定下已有的非线性估计方法, 用得到的状态估计和方差估计确定高斯分布的密度函数, 再从该分布中采集滤波所需的粒子。由于 SIR 方法直接从  $p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)$  采样, 其权值更新变得简单, 可直接由似然函数的计算以及归一化得到, 实现起来更容易。本文将 SIR 方法和 EKF 方法结合, 从 EKF 提供的建议分布中采集滤波所需粒子, 并应用角度约束采样, 得到了一种适于无源定位的粒子滤波算法, 重采样步骤可按照文献[7]给出的重采样的方法, 整个算法具体步骤如下:

(1) 初始化  $k = 0$ , 根据已有测量, 设定初始目标位置估计和状态协方差估计, 得到状态初始先验分布估计  $p(\mathbf{x}_0)$ 。

从初始分布  $p(\mathbf{x}_0)$  获取  $N$  个样本  $\mathbf{x}_0^{(i)} \sim p(\mathbf{x}_0) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_0^{(i)}, P_0^{(i)})$ ,  $i = 1, \dots, N$ ;  $\mathcal{N}$  表示高斯分布;

(2) 重要采样及重要权值计算  $k = k + 1$ ; 对于  $i = 1, \dots, N$ , 利用 EKF 方法更新重要密度分布, 即由  $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)}$  及最新测量量, 得到更新的状态和协方差估计  $\hat{\mathbf{x}}_k^{(i)}, \bar{P}_k^{(i)}$ , EKF 方法具体步骤可参考文献[5];

角度约束采样:  $\hat{\mathbf{x}}_k^{(i)} \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:k}) = \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_k^{(i)}, \bar{P}_k^{(i)})$ ,  $i = 1, \dots, N$ ;

计算重要权值:  $\omega_k^{(i)} = p(\mathbf{z}_k | \hat{\mathbf{x}}_k^{(i)})$ ;

归一化重要权值:  $\tilde{\omega}_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} \left[ \sum_{j=1}^N \omega_k^{(j)} \right]^{-1}$ ;

(3) 重采样<sup>[7]</sup> 根据重要权值  $\tilde{\omega}_k^{(i)}$  的大小, 复制或剔除粒子  $\hat{\mathbf{x}}_k^{(i)}$ , 最终得到  $N$  个随机粒子  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}$ ;

重置重要权值系数:  $\omega_k^{(i)} = 1/N, i = 1, \dots, N$ ;

(4) 估计输出 状态估计:  $E(\mathbf{x}_k) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}$ 。

重复(2)-(4)步骤, 即可实现状态的递归估计。

## 4 后验 CRLB 分析

估计误差的克拉美-罗(Cramer-Rao)下限<sup>[8]</sup>(CRLB)是对定位跟踪问题的有意义并且实际的评价, 它揭示了对于所讨论的模型, 状态估计误差的统计平均的下限。实际中跟踪精

度与所采用的算法有关, 当算法接近最优时, 跟踪精度将趋于 CRLB。

对于  $k$  时刻状态估计的协方差的 CRLB, 可表示为

$$\text{Cov}(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) = E\left[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T\right] \geq \mathbf{P}_k \quad (8)$$

根据文献[8], 滤波的后验 CRLB 可通过下式迭代计算:

$$\mathbf{P}_{k+1,k+1}^{-1} = \mathbf{Q}_k + \mathbf{R}_{k+1} - \mathbf{S}_k^T (\mathbf{P}_{k,k}^{-1} + \mathbf{V}_k)^{-1} \mathbf{S}_k \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{V}_k = E\left(-\Delta_{\mathbf{x}_k}^{\mathbf{x}_k} \log p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k)\right) \quad (10)$$

$$\mathbf{R}_k = E\left(-\Delta_{\mathbf{x}_k}^{\mathbf{z}_k} \log p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)\right) \quad (11)$$

$$\mathbf{S}_k = E\left(-\Delta_{\mathbf{x}_k}^{\mathbf{x}_{k+1}} \log p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k)\right) \quad (12)$$

$$\mathbf{Q}_k = E\left(-\Delta_{\mathbf{x}_{k+1}}^{\mathbf{x}_{k+1}} \log p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k)\right) \quad (13)$$

其中  $\Delta_{\mathbf{x}_k}^{\mathbf{x}_k}$  表示对  $\mathbf{x}_k$  进行二阶偏导数运算, 迭代初始方差  $\mathbf{P}_{0,0}^{-1} = (\mathbf{P}_0^{-1} + \mathbf{R}_0^{-1})$ 。

对应本文的状态方程和测量方程, 当噪声为高斯假定时有

$$\mathbf{V}_k = E\left(\nabla_{\mathbf{x}_k} \mathbf{f}_k^T(\mathbf{x}_k) \tilde{\mathbf{Q}}_k^{-1} (\nabla_{\mathbf{x}_k} \mathbf{f}_k^T(\mathbf{x}_k))^T\right) = \Phi_{k+1,k}^T \tilde{\mathbf{Q}}_k^{-1} \Phi_{k+1,k} \quad (14)$$

$$\mathbf{R}_k = E\left(\nabla_{\mathbf{x}_k} \mathbf{h}_k^T(\mathbf{x}_k) \tilde{\mathbf{R}}_k^{-1} (\nabla_{\mathbf{x}_k} \mathbf{h}_k^T(\mathbf{x}_k))^T\right) \quad (15)$$

$$\mathbf{S}_k = -\Phi_{k+1,k}^T \tilde{\mathbf{Q}}_k^{-1} \quad (16)$$

$$\mathbf{Q}_k = \tilde{\mathbf{Q}}_k^{-1} \quad (17)$$

其中  $\nabla_{\mathbf{x}_k}$  表示对  $\mathbf{x}_k$  进行一阶偏导数运算, 将式(14)~式(17)代入式(9)即可迭代求解状态估计的协方差的 CRLB。

## 5 仿真分析

为验证算法性能, 做如下仿真实验。固定观测器位于坐标原点。运动辐射源从初始位置(100km,100km)开始, 沿 X 轴负方向匀速直线运动, 速度大小为 300m/s。观测器被动接收辐射源发射的信号, 利用角度和多普勒变化率测量对辐射源进行定位跟踪。角度测量误差为 5mrd, 多普勒变化率测量误差 3.3Hz/s, 信号载频  $\hat{f}_c$  为 10GHz。观测时间长度为 200s, 观测采样间隔为 1s。

评价无源定位跟踪效果的一个重要指标就是定位相对误差, 定义为测距误差和真实距离的比值, 即

$$\frac{\delta r_k}{r_k} = \frac{\sqrt{(\hat{r}_{x_k} - r_{x_k})^2 + (\hat{r}_{y_k} - r_{y_k})^2}}{\sqrt{r_{x_k}^2 + r_{y_k}^2}} \quad (18)$$

仿真中采用 100 次 Monte Carlo 仿真实验定位误差的统计平均值作为测距相对误差的输出。相应定位相对误差的 CRLB 由状态估计的协方差的 CRLB 得到

$$\frac{\delta r_k}{r_k} \Big|_{\text{CRLB}} = \frac{\sqrt{P_{k,k}(1,1) + P_{k,k}(2,2)}}{\sqrt{r_{x_k}^2 + r_{y_k}^2}} \quad (19)$$

仿真中, 目标距离搜索范围为 0~500km, 目标速度范围假定为-500~500m/s, 初始分布假定为均匀分布, 在此假

定下可由概率论知识得到目标位置和速度的期望值以及相应协方差值, 该期望值和协方差值作为 EKF 和 UKF 的滤波初始值, 从该分布中采集初始粒子, 仿真中一般混合粒子滤波所用粒子数为 500, 本文算法仅采用 50 个粒子。图 3 给出了定位相对误差曲线。由图可看出, 一般混合粒子滤波 (EKF-SIR) 和本文算法都可以快速对运动辐射源进行测距, 在 100s 以内测距相对误差可收敛至 10% 以下, 本文算法收敛速度快于其它方法, 收敛精度也最高, 并且随着时间推移可以接近 Cramer-Rao 下界。传统 EKF 方法仅采用单个点处的一阶泰勒展开, 由于单站无源定位的初始误差和估计误差大, 使得该方法估计效果不佳; UKF 虽然采用多个设计样点进行估计, 一般可以保证二阶的精度, 但是对于单站无源定位应用而言, 大的估计误差以及目标状态的弱可观测性使得该方法估计效果也不理想, 甚至出现滤波发散(见表 1)。对于一般 EKF-SIR 方法来说, 由于采样完全随机, 不能保证采样之后的粒子仍处于最感兴趣的区域, 仿真中采用 500 个粒子也不能得到好于本文算法的结果。本文算法之所以能够用更少的粒子得到优于一般 EKF-SIR 的滤波性能, 是由于本文算法采用了角度约束重采样, 保证了重采样后粒子的有效性, 这也正是本文算法和一般 EKF-SIR 方法的不同之处。

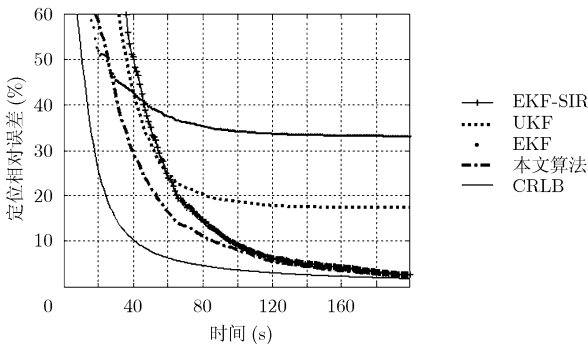
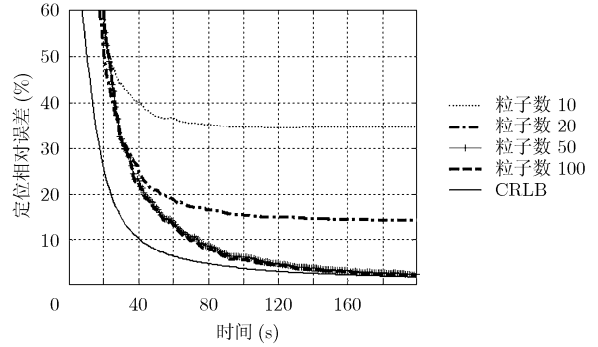
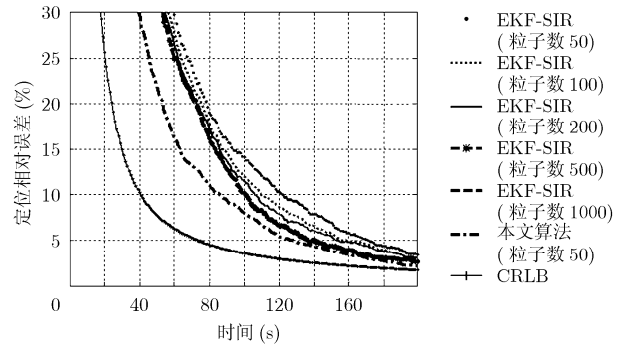


图 3 不同算法的定位相对误差曲线

为了说明滤波所用粒子数目对本文算法的影响, 图 4(a) 给出了采用不同粒子数目时对本文滤波算法性能影响。由图可以看出当粒子数目大于 50 时性能改善量不大, 也就是说本文算法仅采用 50 个粒子就可以得到该算法所能获得的较好的滤波性能。图 4(b) 给出了采用不同粒子数目对一般 EKF-SIR 算法的影响, 并和采用 50 个粒子的本文算法进行了比较。由图 4(b) 可以看出对于一般 EKF-SIR 算法, 当粒子数超过 500 时, 滤波性能改善量已经非常小, 即使采用 1000 个粒子也不能得到大的改善, 采用 50 个粒子的本文算法滤波效果明显好于一般 EKF-SIR 算法, 这也说明本文算法更适于单站无源定位应用。



(a) 不同粒子数对本文算法性能影响比较



(b) 不同粒子数对一般混合粒子滤波性能影响比较

图 4 定位相对误差曲线

表 1 对滤波算法的稳定性以及运算量进行了比较。从滤波稳定性考虑, 这里定义仿真最后 10s 内的距离相对误差平均值大于 50% 为滤波发散, 那么平均 100 次仿真中 EKF 有 41 次发散, UKF 有 9 次发散。基于粒子的方法没有出现发散情况。本文算法将 EKF 和 SIR 结合, 虽然 EKF 自身容易产生状态协方差病态, 导致滤波发散, 但是 SIR 的重采样可以将出现发散的粒子剔除, 从而保证滤波稳定。从表 1 也可看出 UKF 对于大的估计误差的情况, 仍然会出现滤波发散。注意到仿真中本文算法所用粒子数大大少于一般混合粒子滤波方法, 证明本文算法在稳定性上也是占优的。

表 1 滤波器性能比较

	算法(粒子数)			
	EKF	UKF	EKF-SIR (500)	本文算法(50)
平均 100 次实验中滤波器发散次数(次)	41	9	0	0
一次时间递推平均所需时间(s)	6.233e-004	1.8e-3	1.5e-1	1.85e-2

从运算量考虑, 虽然粒子滤波方法能够给出更加稳定有效的滤波结果, 但其运算量也远大于 EKF 和 UKF 方法。混合粒子滤波器需对每个粒子进行 EKF 滤波预测, 其运算量约为 EKF 方法的  $N$  倍再加上重采样和滤波结果输出所需的

运算量。由于本文算法相比一般 EKF-SIR 方法只是获取粒子所用采样方式不同,因此当采用粒子数相同时,两种方法运算量大致相同。很明显,由表 1 可看出,虽然粒子滤波可以得到更好的滤波性能,但是以计算成本增加为代价的,本文算法比 UKF 和 EKF 方法分别高出 1 个和 2 个数量级,但是相比一般混合粒子滤波器,所用粒子数大大减少,改善滤波性能的同时降低了运算成本。

## 6 结束语

本文给出了一种利用多普勒变化率和角度测量的快速无源定位方法,该方法可在观测站固定情况下对运动辐射源进行定位跟踪。将近年来提出的适于解决非线性非高斯估计问题的粒子滤波应用于单站无源定位,得到了一种基于粒子滤波的快速无源定位算法,并进行了计算机仿真。仿真结果表明,由于采用了更合理的角度约束采样方法,使得本文算法能够用更少的粒子数得到好于一般混合粒子滤波的滤波结果,在滤波收敛精度和收敛快速性以及滤波稳定性等方面优于 EKF, UKF 以及一般混合粒子滤波方法。

## 参考文献

- [1] 孙仲康,周一宇,何黎星. 单多基地有源无源定位技术. 北京: 国防工业出版社, 1996: 196-349.
  - [2] Becker K. Three-dimension target motion analysis using angle and frequency measurements. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(1): 284-301.
  - [3] 郭福成. 基于运动学原理的单站无源定位与跟踪关键技术研究. [博士学位论文], 国防科技大学, 2002.
  - [4] Julier S J and Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proc. of The IEEE*, 2004, 92(3): 401-422.
  - [5] Arulampalam M S, Maskell S, and Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
  - [6] Freitas J F G. Bayesian method for neural networks. [Ph.D. dissertation], Cambridge University, 1999.
  - [7] Liu J S and Chen R. Sequential Monte Carlo methods for dynamical systems. *J. Amer. Statist. Assoc.* 93, 1998: 1032-1044.
  - [8] Bergman N. Recursive Bayesian estimation: Navigation and tracking applications. [Ph.D. dissertation], Linköping University, 1999.
- 杨争斌: 男, 1978 年生, 博士生, 研究方向为综合电子战系统与技术、无源定位理论与技术等.
- 谢 恺: 男, 1980 年生, 博士生, 研究方向为综合电子战系统与技术、空间信息处理等.
- 郭福成: 男, 1975 年生, 副教授, 研究方向为现代雷达和通信中的信号处理技术、无源定位、电子对抗技术等.
- 周一宇: 男, 1948 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为综合电子战系统理论、信息战理论与效能评估、无源定位技术等.