

基于 EPF 滤波的单站无源定位算法及性能分析*

刘顺兰, 许天园

(杭州电子科技大学 通信工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 为了实现快速高精度单站无源定位, 研究了定位算法, 提出了相位变化率 (PRC) 与扩展卡尔曼粒子滤波 (EPF) 算法相结合的一种新的单站无源定位方法。该方法通过相位变化率 (PRC) 法得出了目标辐射源的粗略位置, 然后采用 EPF 滤波算法对粗略定位结果进行了修正和平滑, 逐步估计出目标的精确位置, 实现了对辐射源目标的快速高精度无源定位。仿真结果表明, 与传统的 EKF 滤波算法相比, 基于 EPF 滤波的单站无源定位算法收敛更快、更稳定, 滤波效果更好, 定位精度更高。

关键词: 粒子滤波; 扩展卡尔曼滤波; 相位变化率; 单站无源定位

中图分类号: TN975

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2010)03-0056-04

Performance analysis and algorithm of single observer passive location with EPF

LIU Shun-lan, XU Tian-yuan

(College of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at realizing fast and high precision single passive location, location algorithm was studied, and a new single observer passive location method combining phase rate of change (PRC) with extended Kalman particle filter (EPF) algorithm was presented. The raw position of the target emitter was obtained by PRC method. The raw location results were rectified and smoothed by EPF algorithm to realize fast and high precision passive target's location. Simulation results show that the performance of algorithm based on EPF has faster and more steady convergence speed, better filtering effect and better location precision than EKF's.

Key words: particle filter (PF); extended Kalman filter (EKF); phase rate of change (PRC); single observer passive location

0 引言

单站无源定位跟踪技术是利用一个观测平台, 靠被动接收辐射源信号来实现对目标定位的技术, 具有作用距离远、不易被对方发觉的优点。单站无源定位技术实现的传统方法主要有: 测向定位法、到达时间差定位法、多普勒频率差定位法、方位/到达时间定位法和方位/多普勒频率定位法。这些方法一般情况下定位精度较低, 并且定位精度对测量误差非常敏感, 客观上对测量设备提出了较高的要求^[1]。测相位差变化率无源定位技术具有定位精度较高、定位速度较快等优势, 在军事上具有较高的应用前景, 可以应用于射频告警、获取目标位置情报或引导武器攻击等^[2-4]。

单站无源定位的本质是一个非线性估计问题, 扩展卡尔曼滤波 (EKF) 在对非线性模型进行线性化的过程中容易引入误差, 使模型的准确性大大降低, 滤波性

能次优, 甚至导致滤波器发散^[5]。本研究将 EKF 算法作为粒子滤波的重要性函数, 对每个粒子点进行局部线性化来完成样本更新, 通过融合当前观测数据, 以改善参考分布。

1 相位变化率 (PRC) 理论

1.1 PRC 理论

利用空中运动观测平台上携带的二单元天线阵 (如图 1 所示), 可以获得地面辐射源辐射波的相位差变化率 $\dot{\varphi}(t)$, $\dot{\varphi}(t)$ 含有辐射源的位置信息, 测相位变化率法定位原理图如图 2 所示。

设空中运动观测平台上的两个天线阵元 A、B 接收的来波信息相位差为 φ , 则:

$$\varphi(t) = \omega_0 \Delta t = \frac{2\pi d}{c} f_0 \sin \beta(t) \quad (1)$$

式中 ω_0 —来波角频率; Δt —波到达 A、B 两个阵元的

时间差; d —阵元间距; c —光速; f_0 —来波频率; $\beta(t)$ —来波方位角。

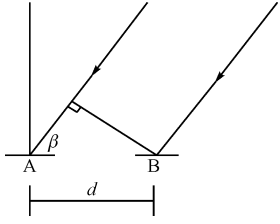


图1 天线阵元来波信息相位差示意图

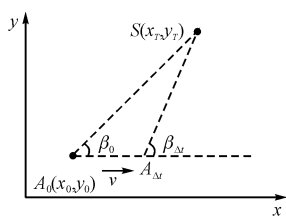


图2 测相位变化率法定位原理图

这里假设 d 远小于空中观测平台与地面辐射源之间的水平距离。

对式(1)求导,可得到:

$$\dot{\varphi}(t) = kf_0 \cos \beta(t) \dot{\beta}(t) \quad (2)$$

其中, $\dot{\varphi}(t) = \frac{d\varphi(t)}{dt}$, $\dot{\beta}(t) = \frac{d\beta(t)}{dt}$, $k = \frac{2\pi d}{c}$ 。

显然,有:

$$\dot{\beta}(t) = \frac{1}{kf_0 \cos \beta(t)} \dot{\varphi}(t) \quad (3)$$

由几何知识可得,在某时刻 i ,有:

$$\beta(t) = \text{tg}^{-1} \frac{y_T - y_{0i}}{x_T - x_{0i}} \triangleq \beta_i \quad (4)$$

式中 (x_T, y_T) —地面固定目标辐射源的位置坐标;
 (x_{0i}, y_{0i}) —空中运动观测平台 i 时刻的位置坐标。

将式(4)两边对 t 求导,可得到:

$$\dot{\beta}(t) = \frac{-\dot{y}_{0i}(x_T - x_{0i}) + \dot{x}_{0i}(y_T - y_{0i})}{(x_T - x_{0i})^2 + (y_T - y_{0i})^2} \triangleq \dot{\beta}_i \quad (5)$$

其中, $\dot{x}_{0i} = \frac{dx_{0i}}{dt}$, $\dot{y}_{0i} = \frac{dy_{0i}}{dt}$ 。

由式(4)、式(5)联立方程,移项、整理可以得到:

$$x_T = x_{0i} + \cos \beta_i (\dot{x}_{0i} \sin \beta_i - \dot{y}_{0i} \cos \beta_i) / \dot{\beta}_i \triangleq f_{x_i} \quad (6)$$

$$y_T = y_{0i} + \sin \beta_i (\dot{x}_{0i} \sin \beta_i - \dot{y}_{0i} \cos \beta_i) / \dot{\beta}_i \triangleq f_{y_i} \quad (7)$$

其中, $\dot{\beta}_i = \dot{\varphi}(t) / kf_0 \cos \beta(t)$ 。

1.2 定位误差分析

引起定位结果产生误差的因素,有测量误差 Δx_{0i} 、 Δy_{0i} 、 $\Delta \beta_i$ 、 $\Delta \dot{x}_{0i}$ 、 $\Delta \dot{y}_{0i}$ 、 $\Delta \dot{\varphi}_i$ 、 Δf_{0i} (分别代表横坐标误差、纵坐标误差、到达角误差、横向速度误差、纵向速度误差、角度变化率误差以及多普勒偏移误差)等,同时假设各个误差是相互独立且是零均值的,方差分别为 $\sigma_{x_{0i}}^2$ 、 $\sigma_{y_{0i}}^2$ 、 $\sigma_{\beta_i}^2$ 、 $\sigma_{\dot{x}_{0i}}^2$ 、 $\sigma_{\dot{y}_{0i}}^2$ 、 $\sigma_{\dot{\varphi}_i}^2$ 、 $\sigma_{f_{0i}}^2$ 。

将式(6)、式(7)分别作泰勒展开,并取一次项整理,可得到:

$$\Delta x_T = \frac{\partial f_{x_i}}{\partial x_{0i}} \Delta x_{0i} + \frac{\partial f_{x_i}}{\partial y_{0i}} \Delta y_{0i} + \frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{x}_{0i}} \Delta \dot{x}_{0i} + \frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{y}_{0i}} \Delta \dot{y}_{0i} +$$

$$\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \beta_i} \Delta \beta_i + \frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{\varphi}_i} \Delta \dot{\varphi}_i + \frac{\partial f_{x_i}}{\partial f_{0i}} \Delta f_{0i} \quad (8)$$

$$\Delta y_T = \frac{\partial f_{y_i}}{\partial x_{0i}} \Delta x_{0i} + \frac{\partial f_{y_i}}{\partial y_{0i}} \Delta y_{0i} + \frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{x}_{0i}} \Delta \dot{x}_{0i} + \frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{y}_{0i}} \Delta \dot{y}_{0i} +$$

$$\frac{\partial f_{y_i}}{\partial \beta_i} \Delta \beta_i + \frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{\varphi}_i} \Delta \dot{\varphi}_i + \frac{\partial f_{y_i}}{\partial f_{0i}} \Delta f_{0i} \quad (9)$$

$$E[(\Delta x_T)^2] = \sigma_{x_T}^2 = \left[\left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial x_{0i}} \right)^2 + \left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial y_{0i}} \right)^2 \right] \sigma_{xy}^2 +$$

$$\left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \beta_i} \right)^2 \sigma_{\beta}^2 + \left[\left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{x}_{0i}} \right)^2 + \left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{y}_{0i}} \right)^2 \right] \sigma_v^2 +$$

$$\left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{\varphi}_i} \right)^2 \sigma_{\dot{\varphi}}^2 + \left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial f_{0i}} \right)^2 \sigma_f^2 \quad (10)$$

$$E[(\Delta y_T)^2] = \sigma_{y_T}^2 = \left[\left(\frac{\partial f_{y_i}}{\partial x_{0i}} \right)^2 + \left(\frac{\partial f_{y_i}}{\partial y_{0i}} \right)^2 \right] \sigma_{xy}^2 +$$

$$\left(\frac{\partial f_{y_i}}{\partial \beta_i} \right)^2 \sigma_{\beta}^2 + \left[\left(\frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{x}_{0i}} \right)^2 + \left(\frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{y}_{0i}} \right)^2 \right] \sigma_v^2 +$$

$$\left(\frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{\varphi}_i} \right)^2 \sigma_{\dot{\varphi}}^2 + \left(\frac{\partial f_{y_i}}{\partial f_{0i}} \right)^2 \sigma_f^2 \quad (11)$$

$$E[\Delta x_T \Delta y_T] = E[\Delta y_T \Delta x_T] = \sigma_{x_T y_T}^2 = \left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \beta_i} \frac{\partial f_{y_i}}{\partial \beta_i} \right) \sigma_{\beta}^2 +$$

$$\left[\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{x}_{0i}} \frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{x}_{0i}} + \frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{y}_{0i}} \frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{y}_{0i}} \right] \sigma_v^2 + \left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial \dot{\varphi}_i} \frac{\partial f_{y_i}}{\partial \dot{\varphi}_i} \right) \sigma_{\dot{\varphi}}^2 +$$

$$\left(\frac{\partial f_{x_i}}{\partial f_{0i}} \frac{\partial f_{y_i}}{\partial f_{0i}} \right) \sigma_f^2 + \left[\frac{\partial f_{x_i}}{\partial x_{0i}} \frac{\partial f_{y_i}}{\partial x_{0i}} + \frac{\partial f_{x_i}}{\partial y_{0i}} \frac{\partial f_{y_i}}{\partial y_{0i}} \right] \sigma_{xy}^2 \quad (12)$$

于是,得出位置误差 $\sigma_T = \sqrt{\sigma_{x_T}^2 + \sigma_{y_T}^2}$ 。

2 EPF 滤波

EPF 算法是一种将 EKF 算法作为重要性函数的粒子滤波算法,它通过 EKF 算法来更新采样粒子使得这些采样粒子包含了最新的观测信息,因而能提高粒子滤波算法的性能。本研究提出将 EPF 算法应用于单站无源定位中,并取得了较好的仿真结果。

2.1 数学模型

假定地面目标固定,空中观测平台水平匀速直线运动。由式(6)、式(7)可得系统的观测和状态方程为^[6]:

$$\mathbf{M}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{X}_{T_i} + \mathbf{e}_i \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_{T_{i+1}} = \Phi \mathbf{X}_{T_i} \quad (14)$$

其中: $\mathbf{X}_{T_i} = \begin{pmatrix} x_T \\ y_T \end{pmatrix}$, $\mathbf{H}_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{M}_i =$

$$\begin{pmatrix} f_{x_{mi}} \\ f_{y_{mi}} \end{pmatrix}, \mathbf{e}_i = \begin{pmatrix} -e_{x_i} \\ -e_{y_i} \end{pmatrix}, f_{x_{mi}} = x_{0mi} + \cos \beta_{mi} (\dot{x}_{0mi} \sin \beta_{mi} - \dot{y}_{0mi} \cos \beta_{mi}) / \dot{\beta}_{mi}, f_{y_{mi}} = y_{0mi} + \sin \beta_{mi} (\dot{x}_{0mi} \sin \beta_{mi} - \dot{y}_{0mi} \cos \beta_{mi}) / \dot{\beta}_{mi}$$

$\beta_{mi})/\hat{\beta}_{mi}$ 。

式中 下标“ mi ”一含有误差的实际测量值; e_i — i 时刻等效的测量误差。

2.2 EPF 算法描述

(1) 初始化: $i=0$, 构造采样点 $x_0^{(k)}$, 从 $p(x_0)$ 先验分布获得, 即 $\{x_0^{(k)}, k=1, 2, \dots, N\}: p(x_0)$, 其中 $x_0^{(k)}$ 满足^[7-9]:

$$\bar{x}_0^k = E[x_0^{(k)}] \quad (15)$$

$$\hat{P}_0^{(k)} = E[(x_0^{(k)} - \bar{x}_0^{(k)})(x_0^{(k)} - \bar{x}_0^{(k)})^T] \quad (16)$$

(2) EKF 算法更新采样粒子:

$$K_i^{(k)} = P_{i/i-1}^{(k)} H_i^T [H_i P_{i/i-1}^{(k)} H_i^T + R_i]^{-1} \quad (17)$$

$$\bar{x}_i^{(k)} = \bar{x}_{i/i-1}^{(k)} + K_i^{(k)} (M_i - H_i \bar{x}_{i/i-1}^{(k)}) \quad (18)$$

$$\hat{P}_i^{(k)} = P_{i/i-1}^{(k)} - K_i^{(k)} H_i P_{i/i-1}^{(k)} \quad (19)$$

其中, $R_i = \begin{bmatrix} \sigma_{x_T}^2 & \sigma_{x_T y_T}^2 \\ \sigma_{x_T y_T}^2 & \sigma_{y_T}^2 \end{bmatrix}$ 是测量噪声协方差, 式

(17) 是滤波增益方程, 式 (18) 是状态更新方程, 式 (19) 是滤波协方差方程。

从重要性函数 $q(x_i^{(k)}/x_{i-1}, M_{1:i})$ 中抽取采样点:

$$\hat{x}_i^{(k)} \sim q(x_i^{(k)}/x_{i-1}, M_{1:i}) \quad k=1, 2, \dots, N; \quad (20)$$

上式表示 $\hat{x}_i^{(k)}$ 应服从均值为 $\bar{x}_i^{(k)}$, 方差为 $\hat{P}_i^{(k)}$ 的高斯分布。

权值更新:

$$w_i^k = w_{i-1}^k \frac{p(M_i/\hat{x}_i^{(k)})p(\hat{x}_i^{(k)}/\hat{x}_{i-1}^{(k)})}{q(x_i^{(k)}/x_{i-1}, M_{1:i})} \quad (21)$$

归一化权值:

$$w_i^k = w_i^k / \sum_{n=1}^N w_i^n \quad (22)$$

EKF 算法在更新粒子 $\{x_{i-1}^{(k)}, k=1, 2, \dots, N\}$ 的过程中, 用到了最新的测量值 M_i , 得到的更新粒子 $\{x_i^{(k)}, k=1, 2, \dots, N\}$ 用于权值计算, 在这一过程中, 与测量值信息有关的粒子权值较大, 而无关系的粒子权值将很小。

(3) 再采样: $\{\hat{x}_{i/i}^{(k)}, w_i^k\} \rightarrow \{\tilde{x}_{i/i}^{(j)}, 1/N\}$, 其伪程序流程如下:

①初始化: 累积密度函数 (CDF), $c_1 = 0$

②for $k=2:N$

$$c_k = c_{k-1} + w_i^k$$

end for

③ $i=1, u_1 \sim U[0, 1/N]$

④for $j=1:N$

$$u_j = u_1 + (j-1)/N$$

$$\text{while } u_j > c_k$$

$$k = k + 1$$

end while

$$\tilde{x}_{i/i}^{(j)} = \hat{x}_{i/i}^{(k)} \quad \% \text{ 粒子状态更新}$$

$$w_i^j = 1/N$$

end for

3 仿真结果与分析

假定空中观测平台的初始位置为 (0 m, 0 m), 地面固定辐射源的坐标为 (100 040 m, 100 040 m), 观测平台以 80 m/s 的速度沿 x 轴水平匀速运动, 接收机坐标标准方差为 5 m, 接收机速度标准方差为 7 m/s, 方位角测定标准方差为 3° , 相位差变化率测定标准方差为 8° , 采样粒子数 N 的值为 500。

(1) 位置误差分布图的分析。根据位置误差公式 $\sigma_T = \sqrt{\sigma_{x_T}^2 + \sigma_{y_T}^2}$, 可以得到在 $50 \text{ km} \times 50 \text{ km}$ 的区域内, 辐射源在地面上每一固定点处位置误差的等高线分布图, 如图 3 所示。

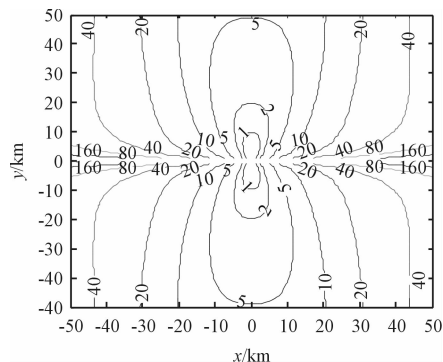


图 3 位置误差 σ_T 的分布

从仿真结果可知, 在 $10 \text{ km} \times 30 \text{ km}$ 的区域内, 位置误差基本在 2 km 以内, 且随着区域范围的扩大, 位置误差增大。另外, 从位置误差结果可知, 位置误差受测量误差 $\Delta\beta_i$ 、 $\Delta\dot{\varphi}_i$ 、 Δx_{0i} 、 Δy_{0i} 的影响较大, 相对于测向法 (BO-Bearing Only) 来说, 测相位差变化率法的性能有较大的改进, 但是它需要满足特定条件, 即观测平台非径向运动。该两种方法分别与 EKF 滤波方法结合的定位结果如图 4 所示。

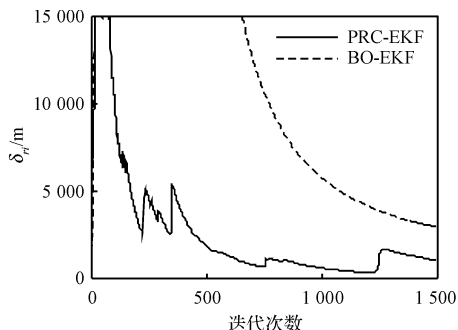


图 4 BO 和 PRC 方法分别与 EKF 滤波方法结合时的定位误差比较

(2) 测相位差变化率法结合 EKF 和 EPF 两种滤波方法的定位性能比较。判断定位效果的一个重要标准就是定位精度,即相对定位误差为:

$$\frac{\delta r_i}{r_i} = \frac{\sqrt{(x_{Ti} - \hat{x}_{Ti})^2 + (y_{Ti} - \hat{y}_{Ti})^2}}{\sqrt{x_i^2 + y_i^2}} \quad (23)$$

式中 δr_i —定位误差; r_i —观测平台与辐射源的相对距离。

根据上述提到的数学模型,利用 EPF 滤波和 EKF 滤波得到的仿真结果如图 5 所示,EPF 滤波结果是一次观测仿真的结果。而 EKF 滤波是 100 次 Monte Carlo 实验的结果。EKF 滤波对初始值选取好坏的依赖较大,如果初值选择不当,就会使得滤波发散,而固定单站的定位可观性较弱引起的协方差矩阵求逆存在“不稳定性”,也会导致递推滤波受计算数值量化误差的影响发散(由图可见在滤波后期 EKF 滤波方法出现发散)。采用 PF 滤波算法可以解决 EKF 中由于线性化误差过大而引起的“滤波器初始阶段估计误差较大”问题,但会出现退化现象。克服退化现象的途径之一是选择更好的参考分布,一个最直观的改善参考分布的方法是融合当前的观测数据,而 EKF 滤波方法可以把当前的观测数据融合进参考分布,因此本研究考虑利用 EKF 滤波方法,在样本产生后,先用本拍的量测对样本进行更新,然后再进行采样。两种算法的定位误差如图 5 所示,由图可见,经过 1 500 次迭代后,EPF 滤波的定位误差曲线趋于收敛。由此说明 EPF 较 EKF 滤波算法具有更好的滤波稳定性,收敛效果更好。

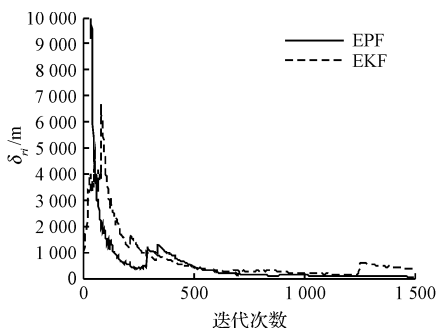


图 5 PRC-EKF 和 PRC-EPF 的定位误差

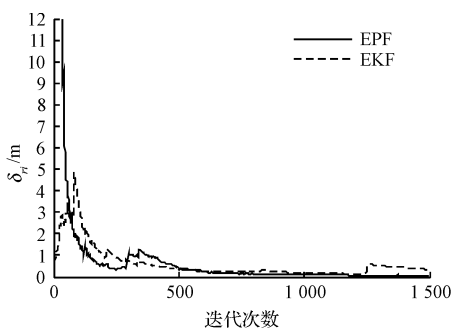


图 6 PRC-EPF 和 PRC-EKF 的定位精度

EPF 滤波和 EPF 滤波的定位精度(如图 6 所示)都能够满足实际需求,小于 1%,但 EPF 滤波的定位精度更高,可以达到 0.05% 左右。

4 结束语

本研究提出了将 EPF 滤波方法应用于单站无源定位中,该方法在更新粒子时包含了最新的观测量信息,提高了粒子滤波算法的性能。仿真结果表明在 EKF 滤波和 EPF 滤波方法实时性基本一致的前提下,EPF 滤波方法要优于 EKF 滤波方法,具有更好的滤波稳定性,收敛速度更快,定位精度更高。无源定位技术在军事电子系统中占据着越来越重要的位置,在海上遇难救援、火控系统对目标的定位跟踪、电子侦察定位、空间飞行器的测控、卫星定位等领域有着广阔的应用前景,因此探求一种实时性高、定位误差小的滤波方法有着极其重要的意义。

参考文献(References):

- [1] 许耀伟,孙仲康. 利用相位变化率对固定辐射源的无源被动定位[J]. 系统工程与电子技术,1999,21(3):34-37.
- [2] 黄登才,丁敏. 测相位差变换率无源定位技术评述[J]. 现代雷达,2007,29(8):32-34.
- [3] XU Yao-wei, MO Long-bin, SUN Zhong-kang. Passive Location of Fixed Emitter Using Additional Navigation Information[C]//1997 IEEE(CH36015). P. R. China: [s. n.], 1997:1034-1038.
- [4] WANG Qiang, GUO Fu-cheng, ZHOU Yi-yu. A Single Observer Passive Location Method and Accuracy Analysis Using Phase Difference Rate of Change Only[C]//Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Information and Automation. Shijiazhuang, China: [s. n.], 2008:1030-1033.
- [5] 王志刚,陈良友,边少锋. EPF 算法在惯导非线性初始对准中的应用[J]. 中国惯性技术学报,2007,15(2):164-167.
- [6] 刘伶俐. 固定单站无源定位方法研究[D]. 成都:西南交通大学信息科学与技术学院,2006.
- [7] DENG Xiao-long, XIE Jian-ying, YANG Yu-pu. Improved particle filter for passive target tracking[J]. **Journal of Shanghai University: English Edition**,2005,9(6):534-538.
- [8] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking[J]. **IEEE Transactions On Signal Processing**,2002,50(2):174-188.
- [9] VERMAAK J, GODSILL S, PEREZ P. Monte Carlo filtering for multi-target tracking and data association[J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems**, 2005,41(1):309-332.