

CDMA 网络中基于粒子滤波的 TSOA/AOA 跟踪

官纪刚, 季中恒, 彭建华

GONG Ji-gang, JI Zhong-heng, PENG Jian-hua

信息工程大学 信息工程学院, 郑州 450002

Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China

E-mail: gongjigang@mail.ndsc.com.cn

GONG Ji-gang, JI Zhong-heng, PENG Jian-hua. TSOA/AOA tracking in CDMA cellular networks using particle filtering. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(3): 98-101.

Abstract: TSOA/AOA is a new positioning system in CDMA cellular networks. This paper presents the principle of TSOA/AOA passive positioning with single equipment. The dynamics of the system under consideration are described by a nonlinear state-space model. Then, a passive mobile tracking technique is proposed based on particle filter, which is a powerful method dealing with highly non-linear/non-Gaussian problem. The technique allows for accurate estimation of Mobile Station's (MS) position and speed. The simulation results indicate this method can achieve higher accuracy than extended Kalman filter tracking algorithm.

Key words: mobile tracking; particle filter; Time Sum of Arrival (TSOA); Angle of Arrival (AOA)

摘要: 阐述了 CDMA 网络中单台设备实现 TSOA/AOA 被动式定位的原理。采用非线性模型对移动台的运动状态进行了描述。利用粒子滤波对非线性系统和非高斯噪声环境的高度适应性, 设计了一种基于粒子滤波的 TSOA/AOA 跟踪算法, 实现了对移动台位置和速度的同时跟踪。仿真结果表明, 与扩展卡尔曼滤波相比, 采用粒子滤波有效提高了跟踪系统的性能。

关键词: 移动台跟踪; 粒子滤波; 到达时间和 (TSOA); 到达角度 (AOA)

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.03.029 **文章编号:** 1002-8331(2010)03-0098-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TN929.5

1 引言

随着蜂窝网移动通信技术的发展, 移动台定位技术越来越受到人们的重视。在公共安全、自动付费、智能运输、移动电子商务等方面的定位需求有力推动了蜂窝网无线定位技术的发展^[1-2]。目前, 这一领域的研究主要集中在基于波束到达时间 (TOA)、到达时间差 (TDOA) 和到达角度 (AOA) 测量的定位体制。这些定位体制的特点是定位参数是由基站或移动台获取的, 定位的实现需要基站或移动台的主动支持。该文研究的 TSOA/AOA 定位是一种基于到达时间和 (TSOA, Time Sum of Arrival) 和到达角度的新型定位体制, 与其他定位体制不同, 它是由第三方定位设备获取定位参数并完成定位功能的, 无需基站或移动台的主动支持, 因此称其为被动式定位^[3]。TSOA/AOA 定位体制在基于同步的 CDMA 网络中有着重要的应用。

采用非线性模型对移动台的运动状态进行了描述, 同时 TSOA、AOA 两个观测参数都是目标移动台位置的非线性函数, 因此研究的移动台跟踪是一个非线性估计问题。目前, 文献 [3] 建立了 TSOA/AOA 跟踪的数学模型并提出了一种基于扩展卡尔曼滤波 (EKF) 的 TSOA/AOA 跟踪算法。由于 EKF 只能对系统的非线性进行近似, 因而对多维非线性严重的状态空间的估计性能不高, 而且计算相当复杂。粒子滤波 (Particle Filter)

采用带有权值的随机抽样集合来近似所需的后验分布并以此计算估计值。由于它未采用任何近似, 充分考虑了系统的统计特性, 因此对于非线性系统和非高斯噪声环境具有高度的适应性^[4], 并且滤波算法简单, 可以很好地解决多参数估计中存在的非线性和复杂性问题。单台定位设备实现跟踪具有实现简单、机动灵活、不易被发现等优点, 在现实中有着广泛的应用。基于上述考虑, 设计了一种单台定位设备实现的基于粒子滤波的 TSOA/AOA 跟踪算法, 并对算法的性能进行了仿真。

2 TSOA/AOA 定位的实现原理

TSOA/AOA 定位的实现原理如图 1 所示。整个定位系统由定位设备、基站、目标移动台三者构成。其中, 定位设备是一个可以移动的车载装置, 它是定位的发起者和实现者, 基站和移动台是被动参与者。

CDMA 无线通信系统通过 GPS 实现全网时间同步, 所有基站的 Walsh 码、短码和长码都起始于 UTC (国际协调时) 时间并且都是同步的^[5]。定位设备具有 GPS 时钟模块和上行链路接收处理模块。GPS 时钟模块的配备使得定位设备具有和基站一样的时钟基准并可以产生和基站状态相同的长码和短码。上行链路接收处理模块可以接收移动台发射的信号并提取其中长

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863) (the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2007AA01Z434)。

作者简介: 官纪刚 (1985-), 男, 硕士生, 主要研究方向为移动通信; 季中恒 (1971-), 男, 工程师, 主要研究方向为网络通信; 彭建华 (1966-), 男, 教授, 主要研究方向为移动通信。

收稿日期: 2008-08-01 **修回日期:** 2008-10-23

码和短码的状态。移动台长码和短码的状态是从来自基站的下行链路信号中获得的, 其时钟基准比基站落后一个 One Way Delay 的时间差, 其大小设为 τ_1 。移动台发出的上行链路信号除了被基站接收外, 还能被定位设备接收。定位设备提取上行链路信号中长码和短码的状态并与自身长码和短码的状态进行比较以提取其中的时间差。这个时间差是在原来 One Way Delay 的基础上又加了另一个 One Way Delay, 设其大小为 τ_2 。由此可知, 定位设备通过接收移动台上行链路信号提取的时间差大小为 $\tau_1 + \tau_2$ 。由于事先无法确定移动台的具体位置, 所以 τ_1 和 τ_2 的大小无法直接测得, 即定位设备无法向基站那样直接得到移动台的 TOA 数据。这也正是 TSOA/AOA 定位体制研究的意义所在。

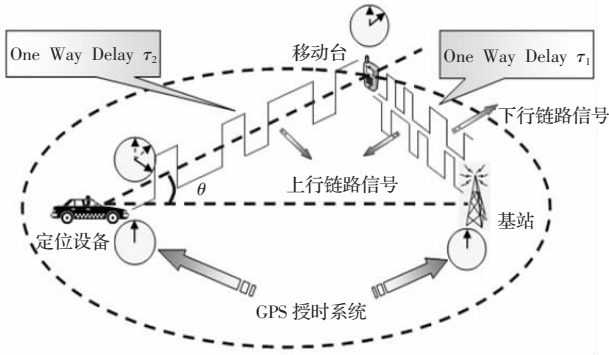


图1 单台设备定位原理图

定位设备能够获取以下三类数据:

- (1) 基站和定位设备的坐标, 分别记为 (x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) ;
- (2) 距离之和 $\rho = c(\tau_1 + \tau_2)$ (TSOA), 其中 c 为光速;
- (3) 到达角 θ (AOA)。

应用(1)和(2)中的数据可以将目标移动台定位在以定位设备和基站为焦点的椭圆上, 再通过(3)中的角度信息就可以得到目标移动台的具体位置。

用 (x, y) 表示目标移动台的坐标, 在不考虑测量误差的情况下, 单台定位设备 TSOA/AOA 定位的数学模型可描述为:

$$\begin{cases} \rho = \sqrt{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2} + \sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} \\ \theta = \arctan\left(\frac{y-y_1}{x-x_1}\right) - \arctan\left(\frac{y_0-y_1}{x_0-x_1}\right) \end{cases} \quad (1)$$

3 状态模型和观测模型

定位设备每隔时间 ΔT 对目标进行一次观测, 将一系列观测时间点记为 $T_k = T_0 + \Delta T \cdot k$ ($k=1, 2, \dots, T_0$ 为观测的起始时刻)。目标在运动过程中, 其加速度通常是时间相关的, 比如目标在某观测时刻 k 加速, 在下一观测时刻 $k+1$ 加速的可能性也非常大。然而在有些时刻, 比如遇到交通灯或需要转弯时, 目标的加速度会在短时间内发生突然变化。为充分描述机动目标加速度上述两方面的特点, 参照文献[6], 将机动目标的加速度 a_k 分为突变加速度 $u_k = [u_{x,k}, u_{y,k}]^T$ 和时间相关的加速度 $r_k = [r_{x,k}, r_{y,k}]^T$ 两个部分, 即 $a_k = u_k + r_k$ 。

采用一阶马尔可夫链对突变加速度 u_k 进行描述。假设有有限数组 M_x 和 M_y 分别表示目标在 X 方向和 Y 方向突变加速度的可能取值, 即 $u_{x,k} \in M_x = \{m_{x1}, m_{x2}, \dots, m_{xM}\}$, $u_{y,k} \in M_y = \{m_{y1}, m_{y2}, \dots, m_{yM}\}$, 则 u_k 的可能取值为 $M = M_x \times M_y = \{m_1, m_2, \dots, m_M\}$ 。转移概率为 $\pi_{ij} = P(u_k = m_j | u_{k-1} = m_i)$, 其中 $i, j = 1, 2, \dots, M$ 。当 $i=j$ 时, $\pi_{ij} = p$, $i \neq j$ 时, $\pi_{ij} = (1-p)/(M-1)$ 。初始概率记为 $\mu_{i,0} = P\{u_0 = m_i\}$, 其中

$$m_i \in M, \mu_{i,0} \geq 0 \text{ 且 } \sum_{i=1}^M \mu_{i,0} = 1.$$

图2为目标加速度示意图。 r_k 的意义在于对突变加速度 u_k 进行“平滑”, 可采用高斯噪声描述^[6], 其时间相关性可表述为: $r_{k+1} = \alpha r_k + w_k$, 其中 α 为一常数, $w_k = [w_x, w_y]^T$ 为高斯白噪声向量,

$$\text{其协方差矩阵记为 } Q = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}.$$

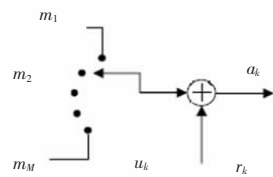


图2 目标加速度示意图

3.1 状态模型

k 时刻移动台的运动状态可描述为 $x_k = [x_k, v_{x,k}, r_{x,k}, y_k, v_{y,k}, r_{y,k}]^T$ 。其中 x_k, y_k 为 k 时刻移动台的位置坐标, $v_{x,k}, v_{y,k}$ 为移动台在 X 轴和 Y 轴方向的速度。移动台的状态模型可描述为:

$$x_k = A(\Delta T, \alpha)x_{k-1} + B_u(\Delta T)u_k + B_w(\Delta T)w_k \quad (2)$$

其中, $A(\Delta T, \alpha) = \begin{pmatrix} \tilde{A} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \tilde{A} \end{pmatrix}$, $B_i(\Delta T) = \begin{pmatrix} \tilde{B}_i & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \tilde{B}_i \end{pmatrix}$, $\tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta T & \Delta T^2/2 \\ 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & \alpha \end{pmatrix}$,

$\tilde{B}_i = \begin{pmatrix} \Delta T^2/2 \\ \Delta T \\ 0 \end{pmatrix}$, $\tilde{B}_w = \begin{pmatrix} \Delta T^2/2 \\ \Delta T \\ 1 \end{pmatrix}$ 。矩阵 $B_i(\Delta T)$ 中的 i 代表 w 或 u 。

3.2 观测模型

目标的观测方程可描述为:

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (3)$$

其中 $z_k = [\rho_k, \theta_k]^T$ 为观测数据向量, $h(x_k)$ 是非线性变换, 由式(1)给出。 $v_k = [v_{\rho,k}, v_{\theta,k}]^T$ 为观测噪声。在视距环境 (LOS) 下, 可以认为

v_k 服从零均值的高斯分布。其协方差矩阵为 $R = \begin{bmatrix} \sigma_\rho^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix}$, 其中

σ_ρ^2 为 TSOA 观测噪声的方差, σ_θ^2 为 AOA 观测噪声的方差。

4 基于贝叶斯估计理论的跟踪算法

4.1 贝叶斯估计理论

约定 $\beta_{i,j} = (\beta_i, \beta_{i+1}, \dots, \beta_j)^T$ 代表从 i 时刻到 j 时刻的序列信号, 其中 $i < j$ 。由于状态模型中 u_k 未知, 将其同 x_k 一起组成描述目标运动状态的向量, 记为 $X_k = [x_k^T, u_k^T]^T$ 。 k 时刻对移动台的跟踪也就是应用所有测量值集合 $z_{1:k}$ 估计出 X_k , 即构造后验概率密度函数 $p(X_k | z_{1:k})$ 。在贝叶斯估计理论中, 后验概率密度函数的递推可分为预测和更新两个步骤, 即:

$$\text{预测: } p(X_k | z_{1:k-1}) = \int p(X_k | X_{k-1}) p(X_{k-1} | z_{1:k-1}) dX_{k-1} \quad (4)$$

$$\text{更新: } p(X_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | X_k) p(X_k | z_{1:k-1})}{\int p(z_k | X_k) p(X_k | z_{1:k-1}) dX_k} \quad (5)$$

预测是利用系统模型预测从一个测量时刻到下一个时刻的前向状态概率密度函数, 而更新是利用最新的测量值对这个先验概率密度函数进行修正。由于要进行复杂的积分计算, 上述算法在实际应用中受到很大的限制。蒙特卡罗方法将积分值

视为某种随机变量的期望值,不依赖于积分的重数,可很好地解决高维积分的计算问题^[7]。

4.2 粒子滤波

粒子滤波将蒙特卡罗方法和贝叶斯估计理论结合在一起,是贝叶斯估计基于抽样理论的一种近似算法。其基本思想是在状态空间中寻找一组带有权值的随机样本对条件后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k|z_{1:k})$ 进行近似,以样本均值代替 $E(\mathbf{x}_k|z_{1:k})$ 从而获得状态的最小方差估计^[8]。

令 $\{\mathbf{x}_k^j, W_k^j\}_{j=1}^N$ (N 为粒子的数目, W_k^j 为粒子的权值) 为描述后验概率 $p(\mathbf{x}_k|z_{1:k})$ 的随机测量, \tilde{W}_k^j 为粒子的归一化权值, 则 k 时刻状态估计结果可表示为: $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{j=1}^N \mathbf{x}_k^j \tilde{W}_k^j$ 。粒子的更新过程分为两部分, \mathbf{x}_k^j 的更新从重要密度函数 $q(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^j, z_{1:k})$ 抽样得到, \mathbf{u}_k^j 的更新通过一阶马尔可夫链一步转移得到。采用先验概率密度作为重要密度函数, 即令 $q(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^j, z_{1:k}) = p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^j)$, 则权值的更新过程可描述为: $W_k^j \propto \tilde{W}_{k-1}^j p(z_k|\mathbf{x}_k^j)$ 。

在序贯粒子滤波中, 普遍存在的一个问题是权系数的退化问题^[8]。消除退化成为粒子滤波至关重要的环节。Liu^[9]提出用有效抽样 N_{eff} 来度量退化的程度:

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N (\tilde{W}_k^j)^2} \quad (6)$$

N_{eff} 越小表明退化现象越严重。当低于某个门限(比如 $2N/3$) 时, 就要进行重抽样。重抽样的思想是消除权值小的粒子, 复制权值大的粒子。重抽样的算法有系统重抽样、分层抽样、残差抽样等。使用系统重抽样方法, 它实现起来简单并且使方差达到最小^[4]。

4.3 跟踪算法描述

综上所述, 基于粒子滤波的移动台跟踪算法可以描述为:

- (1) 初始化: for $j=1, 2, \dots, N$, 产生粒子 $\{\mathbf{x}_0^j \sim p(\mathbf{x}_0), \mathbf{u}_0^j \sim \{\mathbf{u}_{i,0}\}_{i=1}^M\}$, 设置初始化权值 $W_0^j = 1/N$;
- (2) 粒子更新:
for $j=1, 2, \dots, N, \mathbf{x}_k^j = \mathbf{A}(\Delta T, \alpha)\mathbf{x}_{k-1}^j + \mathbf{B}_u(\Delta T)\mathbf{u}_k^j + \mathbf{B}_w(\Delta T)\mathbf{w}_k^j$,
其中 $\mathbf{w}_k^j \sim N(0, \mathbf{Q})$;
- for $j=1, 2, \dots, N, \mathbf{u}_k^j \sim \{\pi_{lm}\}_{m=1}^M$, 其中 $m=1, 2, \dots, M, \mathbf{u}_{k-1}^j = \mathbf{m}_l$;
- (3) 权值更新: for $j=1, 2, \dots, N, W_k^j = \tilde{W}_{k-1}^j p(z_k|\mathbf{x}_k^j)$, 其中 $p(z_k|\mathbf{x}_k^j) \sim N(h(\mathbf{x}_k^j), \mathbf{R})$;

$$(4) \text{ 权值归一化: for } j=1, 2, \dots, N, \tilde{W}_k^j = \frac{W_k^j}{\sum_{j=1}^N W_k^j};$$

$$(5) \text{ 估计结果输出: } \hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{j=1}^N \mathbf{x}_k^j \tilde{W}_k^j;$$

(6) 判断是否需要重抽样, 如果 $N_{\text{eff}} < 2N/3$, 则进行重抽样。

5 仿真结果及分析

系统在 CDMA2000 环境下进行仿真, 以移动台所在小区

基站为原点建立直角坐标系。定位设备坐标设为(单位:m)。移动台可以在小区内自由运动, 其运动轨迹由运动模型随机产生。参照文献[7], 假定移动台只在 X 轴或 Y 轴方向产生突发加速度, \mathbf{u}_k 可能的取值为 $M = \{(0,0), (5,0), (0,5), (-5,0), (0,-5)\}$ (m/s^2)。具体仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数列表

移动台初始状态 \mathbf{x}_0	$[0 \ 30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1} \ 0 \ 400 \text{ m} \ 0 \ 0]^T$
粒子数目 N	1 000
仿真时间 T	50 s
观测时间间隔 ΔT	0.5 s
相关系数 α	0.6
状态噪声 \mathbf{w}_k 的协方差矩阵 \mathbf{Q}	$\text{diag}[0.5^2 \text{ m}^2\cdot\text{s}^{-2}, 0.5^2 \text{ m}^2\cdot\text{s}^{-2}]$
观测噪声 \mathbf{v}_k 的协方差矩阵 \mathbf{r}	$\text{diag}[50^2 \text{ m}^2, 0.05^2 \text{ rad}^2]$
转移概率 p	0.9
初始概率 $\mu_{i,0}$	$1/M, i=1, 2, \dots, M, M=5$

5.1 单台设备跟踪效果

图 3 和图 4 分别为一次实现的移动台位置和速度的跟踪结果。由仿真结果可以看出, 采用粒子滤波实现的跟踪轨迹很好地吻合了移动台的实际运动轨迹, 跟踪效果明显优于 EKF, 且具有更快的收敛速度。

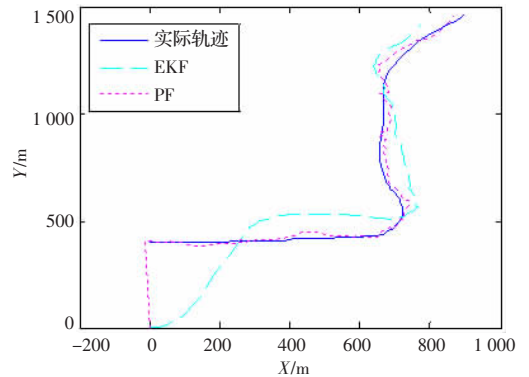


图 3 位置跟踪结果

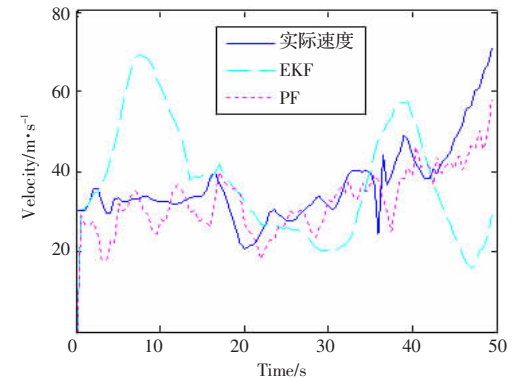


图 4 速度跟踪结果

5.2 跟踪误差比较

为更加直观地体现粒子滤波的跟踪性能, 对图 3 所示轨迹进行多次跟踪, 然后得到各观测时刻位置和速度的均方根误差 (RMSE), 其计算公式分别为:

$$RMSE_{\text{Position},k} = \sqrt{\frac{1}{M_C} \sum_{i=1}^{M_C} [(\hat{x}_{k,i} - x_k)^2 + (\hat{y}_{k,i} - y_k)^2]} \quad (7)$$

$$RMSE_{\text{Velocity},k} = \sqrt{\frac{1}{M_C} \sum_{i=1}^{M_C} [(\hat{v}_{xk,i} - v_{xk})^2 + (\hat{v}_{yk,i} - v_{yk})^2]} \quad (8)$$

其中 $M_c=50$ 为跟踪次数, $(\hat{x}_{k,i}, \hat{y}_{k,i})$ 为第 i 次跟踪时 k 时刻采样点位置的跟踪结果, $(\hat{v}_{xk,i}, \hat{v}_{yk,i})$ 为第 i 次跟踪时 k 时刻采样点速度的跟踪结果。仿真结果如图 5 和图 6 所示。

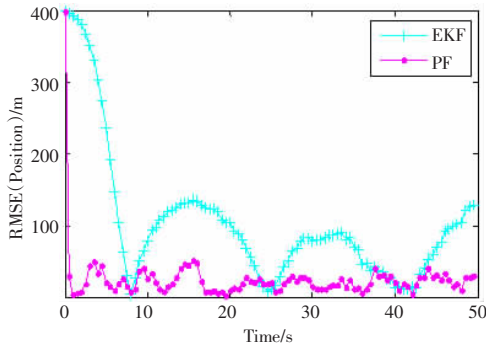


图 5 位置跟踪误差

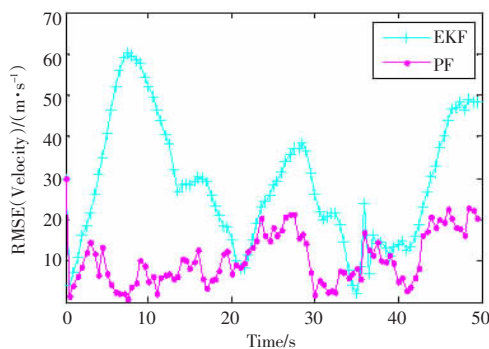


图 6 速度跟踪误差

由仿真结果可以看出, 粒子滤波的跟踪误差明显小于 EKF。这主要是因为粒子滤波算法对非线性系统和非高斯噪声环境具有更高的适应性。

5.3 粒子数目对跟踪系统的影响

对粒子数目对跟踪性能和运算耗时量的影响进行了仿真。其中跟踪性能以各采样点位置均方根误差的均值作为指标, 计算公式为:

$$RMSE_{Mean} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L RMSE_{Position,k} \quad (9)$$

L 为一次跟踪过程中总的采样点数, 仿真中 $L=T/\Delta T=100$ 。

仿真结果如图 7 所示。由仿真结果可以看出, 随着粒子数目的增多, 完成一步跟踪的耗时量线性增加。当粒子数目少于 500 时, 随着粒子数目增加跟踪性能提高比较快, 但当粒子数目大于 500 时, 跟踪性能变化不明显。综合考虑跟踪精度和运算耗时量可知, 在研究的跟踪系统中, 粒子数目取 500 比较合适。

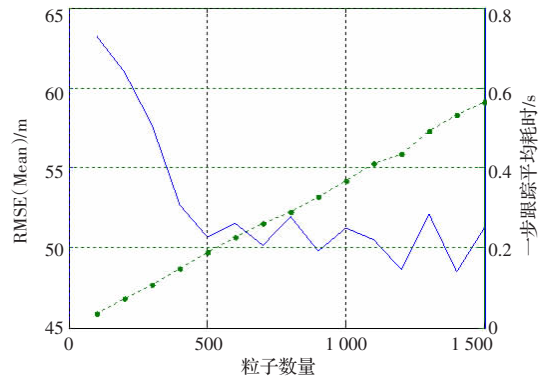


图 7 粒子数目对跟踪性能及运算耗时量的影响

6 结论

提出了 CDMA 网络中一种基于粒子滤波的 TSOA/AOA 被动式跟踪算法, 与采用 EKF 跟踪算法相比, 有效提高了跟踪系统的性能。该研究是在视距环境下进行的, 没有考虑非视距 (NLOS) 误差对跟踪性能的影响, 因此在抗 NLOS 噪声方面还需要对粒子滤波跟踪系统的性能做进一步的研究。

参考文献:

- [1] FCC Docket No.94-102-1996 Revision of commission's rules to ensure compatibility with enhanced 911 emergency calling system[S]. 1996.
- [2] Reed J H, Krizman K J, Woerner B D, et al. An overview of the challenges and progress in meeting the E-911 requirement for location service[J]. IEEE Communication Magazine, 1998, 36(4): 30-37.
- [3] 程爱华. CDMA 网络中的新型 TSOA/AOA 定位技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2008.
- [4] 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.
- [5] 3GPP2 C.S0002-A-2001 Physical layer standard for cdma2000 spread spectrum[S]. 2001.
- [6] Yang Z, Wang X. Joint mobility tracking and hard handoff in cellular networks via sequential Monte Carlo filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(1): 269-281.
- [7] Mihaylova L, Angelova D, Honary S, et al. Mobility tracking in cellular networks using particle filtering[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2007, 6(10): 3589-3599.
- [8] 安晶. 基于粒子滤波方法的蜂窝无线定位研究[D]. 长春: 吉林大学, 2007.
- [9] Liu J S, Chen R. Sequential Monte Carlo methods for dynamical systems[J]. Journal of the American Statistical Association, 1998, 93: 1032-1144.
- [10] 官纪刚, 季中恒, 彭建华. 基于粒子滤波的 TSOA/AOA 跟踪算法[J]. 广西科学院学报, 2006, 22(4): 231-233.
- [11] 张劲松, 李歧强, 王朝霞. 基于混沌搜索的混合粒子群优化算法[J]. 山东大学学报, 2007, 37(1): 47-50.
- [12] 孟红记, 郑鹏, 梅国晖, 等. 基于混沌序列的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(3): 263-266.
- [13] 桂传志. 混沌序列在优化理论中的应用[D]. 南京: 南京理工大学, 2006.
- [14] 吴浩扬, 朱长纯, 常炳国, 等. 基于种群过早收敛程度定量分析的改进自适应遗传算法[J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(11): 1032-1144.

(上接 53 页)

- [2] Kennedy J, Eberhart R. Swarm intelligence[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [3] 吴晓军, 薛会峰, 李愨, 等. GA-PSO 混合规划算法[J]. 西北大学学报, 2005, 35(1): 39-43
- [4] 高尚, 杨静宇, 吴小俊, 等. 基于模拟退火算法思想的粒子群优化算法[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(1): 103-104.
- [5] 支成秀, 梁正友. 融合粒子群优化算法与蚁群优化算法的随机搜索