

文章编号: 1001-0920(2013)12-1822-05

基于容积粒子滤波的时延差定位估计算法

刘颖, 苏军峰, 朱明强

(北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044)

摘要: 在基于粒子滤波的时延差定位估计方法中, 重要密度函数的选取将直接影响估计的性能, 为此, 提出了基于容积粒子滤波的时延差估计(BCPF-TDE)算法. 该算法利用最新的数据检测信息, 通过容积卡尔曼滤波(CKF)获取粒子滤波的重要性密度函数. 仿真实验表明, 在粒子数目相同的情况下, 基于容积粒子滤波的时延差估计(BCPF-TDE)方法与基于扩展粒子滤波的时延差估计(BEPF-TDE)方法相比, 定位估计误差只有后者的50%左右, 而运行时间相当.

关键词: 时延差估计; 粒子滤波; 容积卡尔曼滤波; 扩展粒子滤波

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

Time delay difference localization estimation algorithm based on cubature particle filter

LIU Ying, SU Jun-feng, ZHU Ming-qiang

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China. Correspondent: SU Jun-feng, E-mail: sjf19851214@163.com)

Abstract: In the time delay difference localization estimation methods based on the particle filter, the importance density function is the key to the performance of time delay difference estimation. A time delay difference estimation method based on cubature particle filter(BCPF-TDE) is proposed, which uses the latest measurements to generate the importance density function through cubature Kalman filter(CKF). The simulation results show that when the particle number is the same, compared with the time delay difference estimation based on extended particle filter(BEPF-TDE), the localization error of BCPF-TDE is about 50% of BEPF-TDE's, but the run time of the time delay difference estimation based on cubature particle filter(BCPF-TDE) is close to that based on BEPF-TDE.

Key words: time delay difference estimation; particle filter; cubature Kalman filter; extended particle filter

0 引言

时延参量估计具有重要的理论意义和应用价值. 时延估计对现代谱估计、自适应信号处理、傅里叶变换等技术提出了新的要求, 现今已涌现出许多关于时延估计的新算法^[1-6]. 时延估计算法的发展不仅在宇航、雷达、声纳等领域得到了广泛应用, 在石油勘测、水声学、地震学和生物医学等领域也得到了新的应用.

时延差估计的基本问题是利用接收到的目标信号, 准确、快速地估计出接收机之间由于信号传播距离不同而引起的时间延迟之差. 关于时延差估计的理论与技术研究已引起国内外学者的广泛关注. 循环相关时延差估计将离散时间序列扩充为周期序列, 根

据周期序列的相关原理, 应用循环相关法进行时间延迟估计^[1]. 高阶累积量时延差估计利用高阶累积量的方法估计时延, 既可以抑制空间相关高斯噪声, 从而进行非高斯信号的多径时延估计, 也可以抑制空间相关的非高斯噪声, 进行高斯信号的多径时延估计, 但该算法计算量较大^[2]. 自适应时延差估计运用自适应参数估计的方法估计时延, 不需要信号和噪声的统计先验知识, 通过调整自身的参数和结构来消除接收信号中的随机噪声干扰, 能够有效地跟踪信号的时变时延, 但当自适应滤波器阶数较高时, 存在计算复杂、自适应收敛速度慢等缺点^[3]. 卡尔曼时延差估计根据卡尔曼滤波框架来估计时延, 它能估计出高斯噪声环境下线性信号模型的时变时延, 但该方法只对特定的噪

收稿日期: 2012-08-24; 修回日期: 2012-12-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61172130).

作者简介: 刘颖(1964—), 女, 教授, 从事无线通信、信号检测与估计等研究; 苏军峰(1986—), 男, 硕士生, 从事个人通信及增值业务的研究.

声及信号模型具有较强的估计性能, 其应用局限性较大^[4]. 若时延差估计模型为非线性、噪声为非高斯时, 可以采用基于蒙特卡罗的粒子滤波方法来估计时延差, 但该方法需要大量的粒子, 计算时间过长^[5-6].

容积卡尔曼滤波 (CKF) 是一种免微分的滤波算法. 该算法滤波精度高, 所需的容积点个数较少, 算法运行时间较短^[7-8]. 本文提出的基于容积粒子滤波的时延差参数估计算法, 利用容积卡尔曼滤波算法产生粒子的重要性密度函数, 对目标位置和无线信道衰减参数同时进行估计, 通过信道参数动态变化实时修正估计目标的位置.

1 时延差定位估计模型

在时延差估计中, 若无线信号发送端的离散信号为 $s(k)$, 则两个时钟同步的接收机接收的离散信号模型为

$$\begin{cases} z_1(k) = \beta_1 s(k - \tau_1(k)) + n_1(k), \\ z_2(k) = \beta_2 s(k - \tau_2(k)) + n_2(k). \end{cases} \quad (1)$$

其中: β_1 为接收机 1 的信道衰减参数, β_2 为接收机 2 的信道衰减参数; $\tau_1(k)$, $\tau_2(k)$ 为接收机 1 和接收机 2 对应的时延; $n_1(k)$, $n_2(k)$ 分别为接收信号的干扰噪声.

将坐标特征简化为二维点特征, 假设移动节点的坐标为 (x, y) , n 个信标节点的坐标为 $[(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)]$, 第 1 个和第 i 个信标节点之间的时延 $\Delta\tau_i(k)$ 存在如下关系:

$$\Delta\tau_i(k) = (\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2})/c, \quad 2 \leq i \leq n. \quad (2)$$

其中: c 为光速, $c = 3 \times 10^8 \text{ m/s}$.

整理式 (1) 和 (2), 得第 i 个信标节点接收机的接收信号为

$$\begin{cases} z_1(k) = \\ \beta_1 s(k - \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2}/c) + v_1(k), \\ z_i(k) = \alpha_i z_1(k - \Delta\tau_i(k)) + v_i(k), \quad 2 \leq i \leq n. \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\alpha_i = \beta_i/\beta_1$, $v_i(k) = n_i(k) - \alpha_i n_1(k)$.

将时延差估计模型改写成如下向量形式:

$$z(k) = h(k, \gamma) + v. \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned} z(k) &= [z_1(k), z_2(k), \dots, z_n(k)]^T, \\ v &= [v_1, v_2, \dots, v_n]^T, \\ \gamma &= [x, y, \beta_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T. \end{aligned}$$

本文将根据已知 n 个信标节点的坐标信息及其接收机的测量结果, 采用迭代容积粒子滤波 (ICPF) 算法来估计参数向量 $\gamma = [x, y, \beta_1, \alpha_{2:n}]^T$.

2 基于容积粒子滤波的时延差定位估计算法

2.1 容积粒子滤波

假设时延定位估计模型的状态向量为 $\gamma = [x, y, \beta_1, \alpha_{2:n}]^T$, 移动节点的速度为 $5 \pi \text{ m/s}$, 以 $(0, 0)$ 为圆心, 半径为 5 m 的圆进行匀速圆周运动, 按 $A(5, 0) \rightarrow B(0, 5) \rightarrow C(-5, 0)$ 运动一周后返回 A 点, 则定位模型可表达为

$$\begin{cases} \text{Update: } \gamma_k = f(\gamma_{k-1}) + w_{k-1}, \\ \text{Measurement: } z_k = h(k, \gamma_k) + v_k. \end{cases} \quad (5)$$

其中: $f(\gamma_{k-1}) = 5[\cos(2\pi k \times 10^{-5}), \sin(2\pi k \times 10^{-5}), 0, \dots, 0]^T$, $1 \leq k \leq 50000$; γ_k 为 k 时刻待估计的状态向量, 即 $\gamma_k = [x_k, y_k, \beta_{1,k}, \alpha_{2:n,k}]^T$; w_k 为该系统的过程噪声向量; w_k 满足 $\text{cov}(w_k) = Q_k = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{\beta_1}^2, \sigma_{\alpha_{2:n}}^2)$, Q_k 的选取必须考虑仿真实验环境; z_k 为 $n \times 1$ 维向量, 代表 k 时刻 n 个信标节点接收机的测量结果; $h(k, \gamma_k)$ 为 $n \times 1$ 维向量, 依据式 (4), 表示 k 时刻 n 个信标节点接收机的输出结果; v_k 为 k 时刻 n 个信标节点接收机的测量噪声, v_k 满足 $\text{cov}(v_k) = R_k = \text{diag}(\sigma_{v,1}^2, \sigma_{v,2}^2, \dots, \sigma_{v,n}^2)$, R_k 的选取必须考虑仿真实验环境.

2.1.1 容积粒子的预测更新

1) 计算 $k-1$ 时刻第 m 个粒子的对称容积点集

$$P_{k-1|k-1}^{[m]} = S_{k-1|k-1}^{[m]} S_{k-1|k-1}^{[m]T} \quad (6)$$

$$X_{i,k-1|k-1}^{[m]} =$$

$$S_{i,k-1|k-1}^{[m]} \varepsilon_i + \gamma_{k-1|k-1}^{[m]}, \quad i = 1, 2, \dots, L. \quad (7)$$

其中: $P_{k-1|k-1}^{[m]}$ 为 $k-1$ 时刻第 m 个粒子的状态协方差矩阵; $S_{k-1|k-1}^{[m]}$ 为 $k-1$ 时刻第 m 个粒子的状态协方差矩阵的平方根; $X_{i,k-1|k-1}^{[m]}$ 代表 $k-1$ 时刻第 m 个粒子对应的容积点集; $\gamma_{k-1|k-1}^{[m]}$ 为 $k-1$ 时刻第 m 个粒子代表的状态估计向量; $\varepsilon_i = \sqrt{L/2}[1]_i$, $L = 2n_x$, L 表示容积点总数, 它是系统状态维数 n_x 的 2 倍, $[1]_i$ 表示完整全对称点集的第 i 个点, 其中符号 $[1]$ 表示对 n_x 维单位向量 $e = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$ 的元素改变元素符号和进行全排列所产生的点集.

2) 计算 $k-1$ 时刻第 m 个粒子预测函数传递后容积点集

$$X_{i,k|k-1}^{[m]*} = f(X_{i,k|k-1}^{[m]}), \quad i = 1, 2, \dots, L. \quad (8)$$

3) 第 m 个粒子的状态预测及状态协方差矩阵预测

$$\gamma_{k|k-1}^{[m]} = \sum_{i=1}^L \omega_i X_{i,k|k-1}^{[m]*}, \quad (9)$$

$$\begin{aligned} P_{k|k-1}^{[m]} &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X_{i,k|k-1}^{[m]*} X_{i,k|k-1}^{[m]*T} - \\ &\quad \gamma_{k|k-1}^{[m]} \gamma_{k|k-1}^{[m]T} + Q_{k-1}, \end{aligned} \quad (10)$$

其中 Q_{k-1} 为时延定位模型中过程噪声协方差矩阵.

2.1.2 容积粒子的状态更新

1) 计算第 m 个粒子观测容积点集

$$P_{k|k-1}^{[m]} = S_{k|k-1}^{[m]} S_{k|k-1}^{[m]T}; \quad (11)$$

$$X_{i,k|k-1}^{[m]} = S_{i,k|k-1}^{[m]} \varepsilon_i + \gamma_{k|k-1}^{[m]}, \quad i = 1, 2, \dots, L. \quad (12)$$

其中: $P_{k|k-1}^{[m]}$ 为第 m 个粒子的预测协方差矩阵, $S_{k|k-1}^{[m]}$ 为第 m 个粒子预测协方差矩阵的平方根, $X_{i,k|k-1,t-1}^{[m]}$ 为第 m 个粒子的观测容积点集.

2) 计算第 m 个粒子观测函数传递后容积点集及观测预测

$$Z_{i,k|k-1}^{[m]} = h(k, X_{i,k|k-1}^{[m]}), \quad i = 1, 2, \dots, L; \quad (13)$$

$$z_{k|k-1}^{[m]} = \sum_{i=1}^L \omega_i Z_{i,k|k-1}^{[m]}. \quad (14)$$

3) 状态向量的迭代更新

$$P_{z,z,k|k-1}^{[m]} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L Z_{i,k|k-1}^{[m]} (Z_{i,k|k-1}^{[m]})^T - z_{k|k-1}^{[m]} z_{k|k-1}^{[m]T} + R_k, \quad (15)$$

其中 R_k 为时延定位模型中测量噪声协方差矩阵.

$$P_{x,z,k|k-1}^{[m]} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X_{i,k|k-1}^{[m]} (Z_{i,k|k-1}^{[m]})^T - \gamma_{k|k-1}^{[m]} z_{k|k-1}^{[m]T}, \quad (16)$$

$$W_k^{[m]} = P_{x,z,k|k-1}^{[m]} (P_{z,z,k|k-1}^{[m]})^{-1}. \quad (17)$$

4) 第 m 个粒子的状态估计及状态协方差矩阵为

$$\gamma_k^{[m]} = \gamma_{k|k-1}^{[m]} + W_k^{[m]} (z_k - z_{k|k-1}^{[m]}), \quad (18)$$

$$P_{k|k}^{[m]} = P_{k|k-1}^{[m]} - P_{x,z,k|k-1}^{[m]} (W_k^{[m]})^T. \quad (19)$$

2.2 基于 CPF 的时延差定位估计算法

具体的算法过程如下.

Step 1: 滤波初始化. 首先确定时延定位模型的过程噪声 Q , 测量噪声 R , 在 $k = 0$ 时刻, 假设产生等权值粒子集

$$\begin{cases} \bar{\gamma}_0 = E[\gamma_0], \\ P_0 = E[(\gamma_0 - \bar{\gamma}_0)(\gamma_0 - \bar{\gamma}_0)^T]; \end{cases} \quad (20)$$

$$\gamma_0^{[m]} \sim N(\bar{\gamma}_0, P_0), \quad w_0^{[m]} = \frac{1}{N}, \quad m = 1, 2, \dots, N. \quad (21)$$

Step 2: $k = k + 1$, 粒子集的预测更新. 已知过程噪声协方差 Q , 时延定位模型的状态方程 f , 依据 1.2.1 节容积粒子的预测更新, 预测每一个粒子的状态向量 $\gamma_{k|k-1}^{[m]}$ 及状态的协方差矩阵 $P_{k|k-1}^{[m]}$.

Step 3: 粒子集的迭代更新. 对于每一个粒子, 以其状态预测 $\gamma_{k|k-1}^{[m]}$ 、状态预测的协方差矩阵 $P_{k|k-1}^{[m]}$ 、当前观测 z_k 以及测量噪声协方差 R 作为输入条件, 执行 1.2.3 节容积粒子的状态更新, 得到每一个粒子对应的高斯函数 $N(\gamma_k^{[m]}, P_k^{[m]})$, 并根据重要性函数重

新采样新的粒子集 $\{\gamma_k^{[m]}\}$, 计算粒子集的权重 $\{w_k^{[m]}\}$.

Step 4: 随机重采样. 首先计算每一个粒子的归一化权值, 根据粒子集的归一化权值进行随机重采样, 即产生 N 个在 $[0, 1]$ 上服从均匀分布的随机数 $\{\mu_l : l = 1, 2, \dots, N\}$; 将区间 $[0, 1]$ 按归一化权值分成 N 个小区间, 当随机数 μ_l 落在第 m 个区间时, 将对应的样本 $\gamma_k^{[m]}$ 进行复制, 从而获得 k 时刻具有等权值 $1/N$ 的粒子集 $\{\gamma_k^{[m]}, w_k^{[m]} = 1/N\}$.

Step 5: 粒子协方差归零. $P_k^{[m]} = [0]_{(2+n) \times (2+n)}$.

Step 6: 滤波输出. 利用粒子集的数学期望表达当前的状态向量, 即 $\hat{\gamma}_k = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \gamma_k^{[m]}$.

Step 7: 返回 Step 2.

3 仿真实验

3.1 实验环境

本次实验利用悉尼大学学者 Bailey 发布的开源地图编辑器设计实验场景地图 (http://www.p-ersonal.acfr.usyd.edu.au/tbailey/software/slam_simulations.htm), 在 Matlab 7.8 平台下进行定位算法的研究. 场景尺寸选择为 $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$, 4 个信标节点的位置选择为 $[(10, 0), (0, -10), (0, 10), (-10, 0)]$.

基于扩展粒子滤波 (EPF) 的时延差定位估计与基于容积粒子滤波 (CPF) 的时延差定位估计一样, 都是通过对节点坐标与信道衰减参数同时估计, 利用信道衰减参数动态变化来修正估计的移动节点坐标. 前者通过求导计算雅克比矩阵, 利用扩展卡尔曼滤波产生粒子的重要性密度函数, 以进行粒子集的采样更新; 后者采用容积原则的积分法则, 通过容积卡尔曼滤波产生粒子的重要性密度函数, 以进行粒子集的采样更新.

3.2 实验结果

仿真实验时, 取 $s(k)$ 序列为载频 20 kHz 、码元速率为 8 kHz 的 MSK 序列, 系统采样周期为 0.02 ms . 系统过程噪声的协方差阵 $Q = \text{diag}(0.04, 0.04, 0.64, 1, 1, 1)$, 观测噪声为零均值的高斯白噪声, 其协方差阵为 $R = \text{diag}(0.0032, 0.0032, 0.0032, 0.0032)$, 接收机的信噪比为 20 dB , 时间总长 $T = 1 \text{ s}$, 数据长度 $L_d = 50000$, 则移动节点的均方根误差定义为

$$E_{\hat{d},k} = \sqrt{(\hat{x}_k - x_k)^2 + (\hat{y}_k - y_k)^2}. \quad (22)$$

其中: \hat{x}_k 为 k 时刻移动节点横坐标 x_k 的估计结果, \hat{y}_k 为 k 时刻移动节点纵坐标 y_k 的估计结果.

移动节点的累加均方根误差定义为

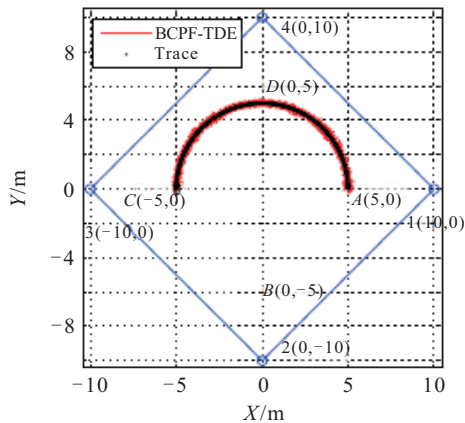
$$E_{\hat{d},\text{ARMSE}} = \sqrt{\frac{1}{L_d} \sum_{k=1}^{L_d} [(\hat{x}_k - x_k)^2 + (\hat{y}_k - y_k)^2]}, \quad (23)$$

粒子集退化程度的有效粒子百分比定义为^[10]

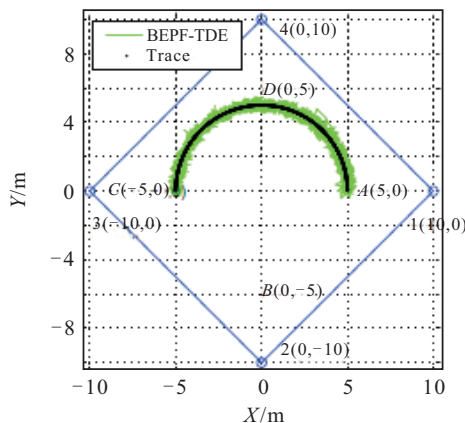
$$NEFF = 100\% / N \left(\sum_{m=1}^N (w_k^{[m]})^2 \right). \quad (24)$$

其中: $w_k^{[m]}$ 为归一化处理后的粒子权重, N 为粒子数.

假设粒子数 $N = 30$, 分别采用基于容积粒子滤波的时延差定位估计 (BCPF-TDE) 和基于扩展粒子滤波的时延差定位估计 (BEPF-TDE) 进行定位, 两种方法估计的坐标结果如图 1 所示.



(a) BCPF-TDE 定位结果



(b) BEPF-TDE 定位结果

图 1 BCPF-TDE 和 BEPF-TDE 坐标估计的对比

由图 1 可以看出, 当移动节点到达不同的位置时, 两种方法定位坐标的估计精度有很大的差别. 通过对比 BCPF-TDE 与 BEPF-TDE 的估计结果可以发现, BCPF-TDE 坐标估计的精度高于 BEPF-TDE, 其原因是 BCPF-TDE 方法没有进行一阶线性化而忽略高阶项, 该方法通过容积卡尔曼滤波产生粒子的重要性密度函数来修正估计出的定位坐标, 而 BEPF-TDE 则由于忽略了高阶项, 对非线性系统的估计精度较低.

粒子数 $N = 30$, 对于信道衰减参数 $\beta_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$, 两种方法估计的信道参数结果如图 2 所示. 由图 2 可知, 无论是基于容积粒子滤波的时延差定位估计 (BCPF-TDE), 还是基于扩展粒子滤波的时延差定位估计 (BEPF-TDE), 都将信道衰减参数作为时变量, 因而当移动节点在不同位置时, 信道衰减参数的估计结果将有所不同, 正是信道衰减参数估计结果的变化修正着定位坐标的估计结果.

图 3 给出了粒子数 $N = 30$, 基于 CPF 的时延差估计方法的均方根误差与基于 EPF 的时延差估计方法的均方根误差的比较. 由图 3 可以看出, BCPF-TDE 的均方根误差小于 BEPF-TDE 的均方根误差, 并且当移动节点处于不同位置时, 两种方法均方根误差之间的差距有所不同, 这进一步说明了 BEPF-TDE 由于忽略了高阶项, 导致定位误差增加.

粒子数取 $N = 10, 30, 50, 80, 100$ 时, 对基于容积粒子滤波的时延定位方法、基于扩展粒子滤波的时延定位方法进行性能对比, 结果如图 4 所示.

用 $E_{d,ARMSE}$ 衡量定位算法的估计精度, 用运行时间衡量定位算法的实时性, 用 NEFF 衡量粒子的退化程度. 由图 4 可知, 当粒子数目不同时, 两种算法的估计性能略有不同. 具体而言, 在定位估计精度方面, BCPF-TDE 的定位估计误差总体上是 BEPF-TDE 的

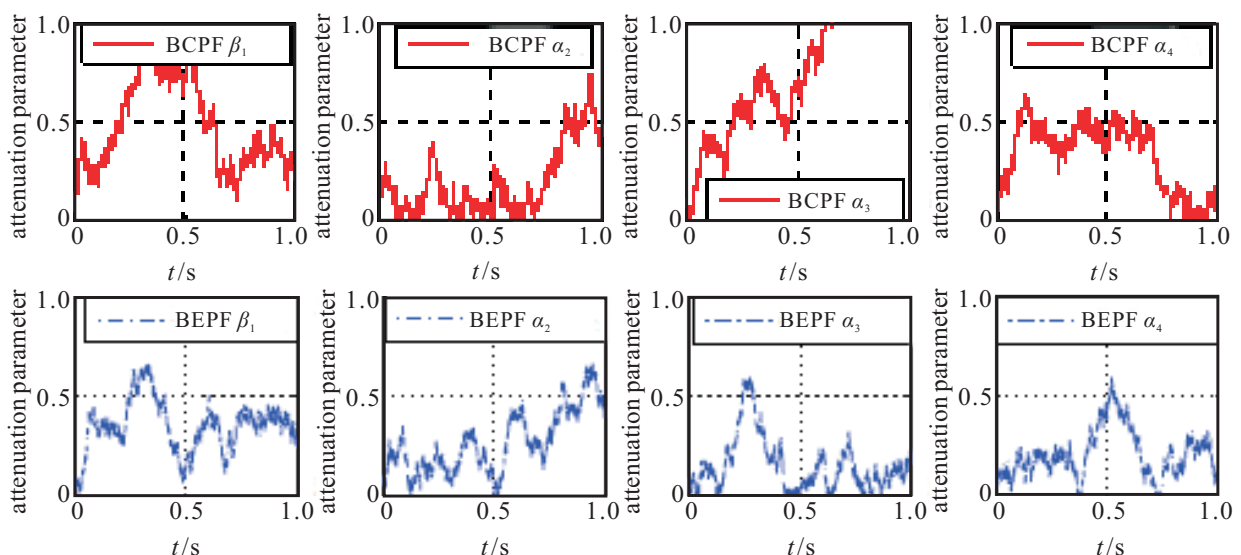


图 2 BCPF-TDE 和 BEPF-TDE 信道参数估计结果对比

50%左右,当粒子数目接近50时,BCPF-TDE的定位估计精度基本趋于饱和,而BEPF-TDE只有当粒子数目接近80时才趋近饱和;在运行时间方面,BCPF-TDE的运行时间总体上是BEPF-TDE的116%左右;在粒子退化方面,BCPF-TDE的NEFF总体上是BEPF-TDE的350%左右。

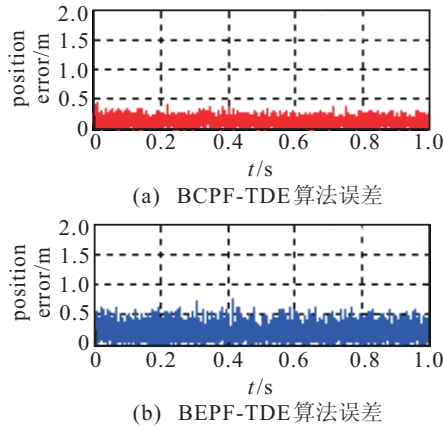


图3 BCPF-TDE和BEPF-TDE定位坐标均方根误差对比

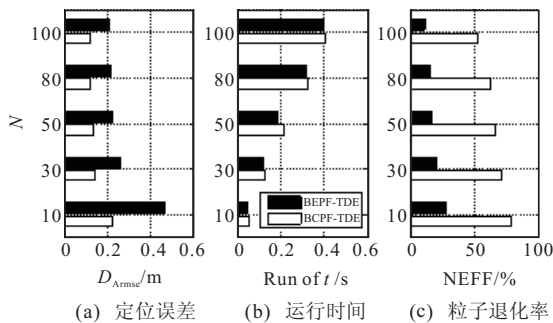


图4 粒子数目不同时BCPF-TDE与BEPF-TDE的性能对比

4 结 论

本文提出的基于容积粒子滤波的时延差定位估计(BCPF-TDE)方法,通过容积卡尔曼滤波方法获取粒子滤波中的重要性密度函数,在进行时延差定位估计时,BCPF-TDE方法大约只需30个粒子即可达到较高的估计精度.仿真实验结果表明,基于容积粒子滤波的时延差定位估计方法对于非线性分布统计量的计算精度较高,而算法的运行时间则接近于基于扩展粒子滤波的时延差定位估计(BEPF-TDE)方法.该方法对无线局域网络、无线传感网络和无线自组织网络中移动节点定位功能的实现具有一定实用参考价值.

参考文献(References)

[1] 李大卫,尹成,马洪艳.时间延迟估计的循环相关法[J].西安石油大学学报:自然科学版,2005,20(2):65-68.

(Li D W, Yi C, Ma H Y. Circular correlation method of time delay estimation[J]. J of Xi'an Shiyou University: Nature Science Edition, 2005, 20(2): 65-68.)

[2] Ying-Chang Liang, Leyman A R, Boon-Hee Soong. Multipath time delay estimation using higher order statistics[C]. Proc of the IEEE Signal Processing. Banff, 1997: 9-13.

[3] 王昭,赵俊渭,陈钟.一种空间相关高斯噪声背景下的时变时延估计算法[J].电子与信息学报,2003,25(6):728-734.

(Wang Z, Zhao J W, Chen Z. A spatial Gaussian background noise, time-varying delay estimation algorithm[J]. J of Electronics and Information Technology, 2003, 25(6): 728-734.)

[4] 吴逢吉.无线定位TOA/TDOA参数估计方法的研究[D].长春:吉林大学通信工程学院,2006.

(Wu F J. Research on TOA/TDOA parameters estimation methods for wireless[D]. Changchun: College of Communication Engineering, Jilin University, 2006.)

[5] Kabaoglu N. Target tracking using particle filters with support vector regression[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2009, 58(5): 2569-2573.

[6] 巫春玲,韩崇昭.求积分卡尔曼粒子滤波算法[J].西安交通大学学报,2009,43(2):25-28.

(Wu C L, Han C Z. Quadrature Kalman particle filter[J]. J of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(2): 25-28.)

[7] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.

[8] Xie Zhendong. Learning algorithm and convergence of tracking control[J]. Systems Engineering and Electronics, 1998, 20(10): 4-8.

[9] 穆静,蔡远利,张俊敏.容积粒子滤波算法及其应用[J].西安交通大学学报,2011,45(7):13-17.

(Mu J, Cai Y L, Zhang J M. Cubature particle filter and its application[J]. J of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(7): 13-17.)

[10] 宋宇,孙福春,李庆玲.移动机器人的改进无迹粒子滤波蒙特卡罗定位算法[J].自动化学报,2010,36(6):851-857.

(Song Y, Sun F C, Li Q L. Mobile robot monte carlo localization based on improved unscented particle filter [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(6): 851-857.)