

基于修正时延粒子滤波的水声传感器 网络目标跟踪

曹 利^{1,2}, 李 宇¹, 黄 勇¹

(1. 中国科学院声学研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100190)

摘要: 在水声传感器网络中, 利用多个传感器节点探测到的方位信息进行目标跟踪是水下目标跟踪领域的一种新思路。由于水中声速的限制, 信号到达各个节点的时间不是同步的, 提出了一种修正时间延迟的方法, 并将其与粒子滤波(PF)、扩展卡尔曼粒子滤波(EKPF)结合起来解决该非线性跟踪问题。仿真分析表明修正时延后, 算法的跟踪性能有较大提高; 并且在相同条件下, EKPF 的跟踪性能比 PF 好。

关键词: 纯方位; 多传感器节点; 修正时延; 粒子滤波

中图分类号: TB567

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2012)-01-0067-05

DOI 编码: 10.3969/j.issn1000-3630.2012.01.011

Study of target tracking in underwater acoustic sensor networks based on time delay modified particle filter

CAO Li^{1,2}, LI Yu¹, HUANG Yong¹

(1. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: In underwater acoustic sensor networks, using the angle information estimated by multiple sensors to track target provides a new approach to underwater target tracking. As the underwater sound velocity is limited, the time it takes the signal to reach each node is significantly different. This paper presents a method to modify the time delay, and combines it with the particle filter (PF) and the extend Kalman particle filter (EKPF) to solve this nonlinear tracking problem. Simulation analysis shows that the tracking performance of the modified time delay PF and EKPF is better than the general PF and EKPF, and under the same conditions, the tracking performance of EKPF is better than PF.

Key words: bearing-only; multi-sensor nodes; modified time delay; Particle Filter (PF)

0 引言

水声传感器网络是在一定的水下区域中布放各种传感器节点组成的水下网络, 各个节点可单独完成信号采集、信号处理和通信功能, 节点将获取的环境信息或者信息处理结果传输给某个固定节点(主节点), 然后主节点以无线或有线的形式把所有信息或者信息融合结果发送给岸上常规网络^[1,2]。水声传感器网络发展迅速, 目前已有多国建立起了自己的水声传感器网络用来进行环境监测、资源探索、防潜、反恐预警等^[2]。所以利用水声传感器网络进行目标跟踪是水声传感器网络的诸多应用的

技术基础。

对于水声传感器而言, 关于目标的方位信息是比较准确的信息, 因此利用多个传感器节点的方位信息进行目标跟踪是一个可行的方案。但是与陆地上无线传感器网络不同的是, 在水声传感器网络中, 由于声速的限制, 信号到达各个传感器节点的时延有很大的差别, 导致各个节点的方位测量值是不同步的。本文提出了一种修正时延的目标跟踪方法, 仿真分析表明, 修正时延后, 算法的跟踪性能有较大提高。

在该跟踪模型中, 由于测量值和状态向量的非线性关系, 本文引入了粒子滤波(Particle Filter, PF)^[3,4]来解决该问题。粒子滤波算法的思想最早可以追溯到 20 世纪 50 年代末 Hemmersley 等人提出的基于贝叶斯采样估计的顺序重要采样(SIS)滤波思想^[5]。直到 20 世纪 90 年代初, Gordan 等人提出在递推过程中重新抽样的思想, 奠定了粒子滤波实用性的基础, 随后许多改进算法相继提出, 使得粒

收稿日期: 2011-07-04; 修回日期: 2011-09-09

基金项目: 863 计划项目(2006AA09Z117, 2009AA093601); 国家自然科学基金项目(10904160, 60672118)

作者简介: 曹利(1987-), 男, 湖南娄底人, 硕士研究生, 研究方向为水声信号处理。

通讯作者: 曹利, E-mail: caoliab@gmail.com

子滤波技术得到迅速发展。

粒子滤波是一种利用蒙特卡洛积分方法处理递推估计问题的算法,该算法通过一组加权粒子的演化与传播来递推近似状态的后验概率密度函数,从而获得其他关于状态的统计量。扩展卡尔曼粒子滤波(EKPF)^[6]将粒子滤波和扩展卡尔曼滤波(EKF)结合起来,将最新的观测信息融入到采样粒子之中,其估计性能优于标准粒子滤波。本文将修正时延方法与PF、EKPF结合起来,应用到水声传感器网络目标跟踪中。仿真分析表明,修正时延PF和EKPF比标准PF和EKPF具有更好的跟踪性能;且在同样的条件下,EKPF比PF跟踪效果更好,且其需要的粒子个数比PF要少。

1 算法描述

1.1 目标跟踪模型

在一个固定的水域中,随机布放若干个传感器节点,如图1所示,其中采集节点具有原始信号采集、信号处理和通信功能,其每一个时刻都对采集的原始信号进行实时信号处理,估计出目标的方位信息,并将该信息通过水声传感器网络传输给主节点。当主节点收集齐当前时刻各个节点传输过来的方位信息时,主节点就对收集的方位信息进行数据融合,并进行目标跟踪,然后将跟踪后的结果传输给岸上系统或者用户。

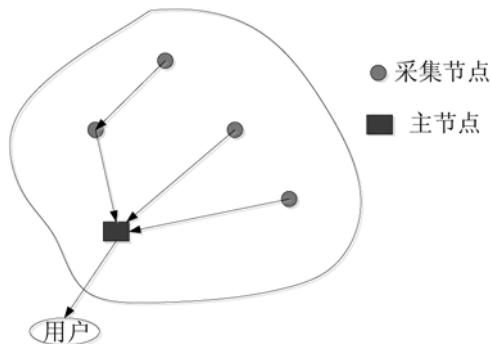


图1 水声传感器网络目标跟踪模型
Fig.1 Target tracking model in underwater acoustic sensor network

设观测区域中有 $N(N \geq 2)$ 个传感器节点, $\mathbf{x}_i = [x_i, y_i]^T (i=1, 2, \dots, N)$ 表示第 i 个传感器节点在二维平面网络中的坐标(假设在监测过程中,节点处于静止状态)。目标做匀速直线运动,第 kT_s 时刻目标位置为 $[x(k), y(k)]$, 目标速度为 $[v_x(k), v_y(k)]$, 目标的状态向量 $\mathbf{X}(k) = [x(k), y(k), v_x(k), v_y(k)]^T$ 。设目标的加速度服从零均值高斯分布,则目标的运动方程为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k) + \mathbf{\Gamma}\mathbf{w} \quad (1)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} T_s^2/2 & 0 \\ 0 & T_s^2/2 \\ T_s & 0 \\ 0 & T_s \end{bmatrix}$$

其中: T_s 是方位估计时间间隔; $\mathbf{w} = [w_1, w_2]$ 服从高斯分布, 设其协方差矩阵为 \mathbf{Q} 。

设第 kT_s 时刻目标相对于各个节点的方位观测量为 $\mathbf{Z}(k) = [\phi_1(k), \dots, \phi_N(k)]$, 则观测方程为:

$$\begin{cases} \phi_1(k) = \arctan\left(\frac{y(k) - y_1}{x(k) - x_1}\right) + v_1 \\ \vdots \\ \phi_N(k) = \arctan\left(\frac{y(k) - y_N}{x(k) - x_N}\right) + v_N \end{cases} \quad (2)$$

式(2)简写为 $\mathbf{Z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{v} (i=1, \dots, N)$ 。观测噪声 $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_N]$ 服从高斯分布, 其协方差矩阵为 \mathbf{R} 。由此, 式(1)和(2)构成了目标的跟踪模型, 其中观测方程是非线性的。

1.2 修正时延

水声传感器网络中, 由于声速的限制, 信号到达各个节点的时间延迟有较大的差别, 各个节点在同一时刻测量得到的目标方位角是不同时刻目标相对于节点方位角的估计值。如图2所示, 目标信号达到各个节点的时间延迟因目标与节点的距离不同而不同, 如果用所有节点同一时刻的方位角估计值去跟踪目标, 则会因方位角不同步而产生系统偏差, 针对该问题, 本文提出了以下的解决方案。

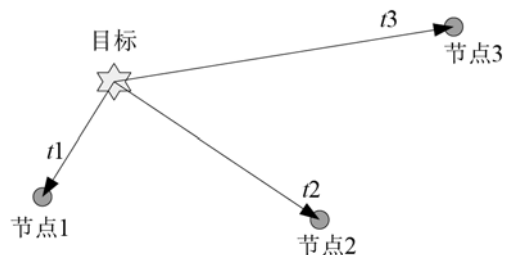


图2 时延示意图
Fig.2 Sketch map of time delay for different nodes

设 N 个节点按照固定的时间间隔 T_s (设 T_s 小于 1 s) 来估计目标的方位角, 由于水下目标速度不可能太大, 目标在两个时间间隔中运动的距离较小, 因此, 目标当前时刻相对于节点的时间延迟可以用上一时刻目标的位置来计算。在修正时延过程中, 需要选择一个节点, 以该节点的测量值序列为基准, 其他所有节点的测量值都要与之进行时间对齐, 不妨称该节点为时标节点。设当前时刻为 kT_s , 上一时刻目标位置估计值为: $[x(k-1), y(k-1)]^T$, 该估计值是在第 $(k-1)T_s$ 时刻, 将各个节点的测量值经

过修正时延之后估计出来的目标位置, 即为 $(k-1)Ts-\tau(k-1)$ 时刻的目标位置估计值 ($\tau(k-1)$ 是目标信号到达时标节点的时延), 则利用上一时刻目标的位置可以粗略估计出目标信号到达各个节点的时间延迟为

$$\tau_i(k)=\sqrt{(x(k-1)-x_i)^2+(y(k-1)-y_i)^2}/c \quad (i=1, \dots, N)$$

其中 c 为声速, 此处不考虑多径等因素对传播时间的影响。不妨取节点 1 作为时标节点, 其他所有节点的测量值将与该节点的测量值进行时间对齐。因此将要估计的目标位置是时刻 $kTs-\tau_1(k)$ 的目标位置, 且该时刻对应时标节点(节点 1)的测量值是 $\phi_1(k)$, 对应其他节点的测量值可根据时延 $\tau_i(k)$ 与 $\tau_1(k)$ 的差值进行对齐, 可得到该时刻对应其他节点的测量值分别为 $\phi_i(k+(\tau_i(k)-\tau_1(k))/Ts)$ ($i=2, \dots, N$), 因此可以得到以下结论: 由方位测量值集合 $\{\phi_1(k), \phi_2(k+(\tau_2(k)-\tau_1(k))/Ts), \phi_3(k+(\tau_3(k)-\tau_1(k))/Ts), \dots, \phi_N(k+(\tau_N(k)-\tau_1(k))/Ts)\}$, 可以估计时刻 $kTs-\tau_1(k)$ 的目标状态。

由于 PF 和 EKPF 都是递推形式的滤波器, 因此很容易将该修正时延的方法与 PF 和 EKPF 结合起来。需要注意的是, 由于估计的目标状态是修正时延后的目标状态, 因此在进行 PF 和 EKPF 时, 估计时间间隔不是 Ts , 而是 $Ts-(\tau_1(k)-\tau_1(k-1))$, 即公式(1)中的 Ts 需要全部替换为 $Ts-(\tau_1(k)-\tau_1(k-1))$ 。可以得到修正时延 PF 和 EKPF 的基本步骤为:

(1) 根据上一时刻 $(k-1)Ts$ 的目标位置计算出时延, 取出当前时刻用于目标状态估计的各个节点方位值, 计算出当前目标状态估计的时间间隔 $Ts-(\tau_1(k)-\tau_1(k-1))$;

(2) 利用步骤(1)得到的方位角和时间间隔对目标状态进行 PF 或者 EKPF 滤波, 得到当前时刻对目标位置的估计。

1.3 递推贝叶斯估计

粒子滤波是基于贝叶斯估计^[7]原理的蒙特卡洛模拟方法。贝叶斯估计原理是利用所有已获取的测量数据, 求得状态变量的后验概率密度函数, 估计出状态变量。将系统状态简记为 x_k , 系统的观测值简记为 z_k 。假设已知概率密度的初始值 $p(x_0/z_0)=p(x_0)$, 则递推贝叶斯滤波具体过程如下:

(1) 预测, 即由上一时刻的后验概率 $p(x_{k-1}/z_{1:k-1})$ 推导当前时刻的先验概率 $p(x_k/z_{1:k-1})$:

$$p(x_k/z_{1:k-1})=\int p(x_k/x_{k-1})p(x_{k-1}/z_{1:k-1})dx_{k-1} \quad (3)$$

(2) 更新, 即在获得当前时刻的观测值 z_k 后由先验概率分布推导后验概率分布:

$$p(x_k/z_{1:k})=\frac{p(z_k/x_k)p(x_k/z_{1:k-1})}{p(z_k/z_{1:k-1})}=\frac{p(z_k/x_k)p(x_k/z_{1:k-1})}{\int p(z_k/x_k)p(x_k/z_{1:k-1})dx_k} \quad (4)$$

公式 (3) 和 (4) 构成了一个由先验概率 $p(x_{k-1}/z_{1:k-1})$ 推导得到后验概率 $p(x_k/z_{1:k})$ 的递推过程, 这就是贝叶斯滤波器。

1.4 粒子滤波(PF)

从式(4)可以看出, 在进行贝叶斯滤波的过程中存在积分运算, 但是积分式很难得到解析解, 不能进行精确分析, 在某些特定条件下, 如状态噪声、测量噪声是加性噪声, 各个时刻后验概率密度分布是高斯正态分布等情况下, 可以通过卡尔曼滤波(KF)求解。而在非线性非高斯的情况下, 粒子滤波为该问题提供了很好的解决方案, 粒子滤波的基本思想是利用一组带有相关权的随机样本, 以及基于这些样本的估计来表示后验概率分布, 当样本数非常大时, 这种估计就等同于后验概率密度。

贝叶斯重要性采样是先从一个已知的容易采样的参考分布 $q(x_{0k}/z_{1:k})$ 中采样, 通过对参考分布的采样粒子点进行加权来近似 $p(x_{0k}/z_{1:k})$, 可以得到

$$E(g(x_{0k}))\approx\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N g(x_{0k}^{(i)})w(x_{0k}^{(i)})}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N w(x_{0k}^{(i)})}=\sum_{i=1}^N g(x_{0k}^i)\tilde{w}(x_{0k}^i) \quad (5)$$

其中, $x_{0k}^{(i)}$ 是从 $q(x_{0k}/z_{1:k})$ 中抽取出的采样粒子, 粒子的权值表达式为

$$w(x_{0k})=\frac{p(z_{1:k}/x_{0k})p(x_{0k})}{q(x_{0k}/z_{1:k})} \quad (6)$$

$\tilde{w}_k(x_{0k}^i)$ 为权值的归一化表示。

为得到递推的估计形式, 需要假设系统模型是马尔可夫过程, 此时, $q(x_k/x_{0k-1}, z_{1:k})=q(x_k/x_{k-1}, z_{1:k})$, 对参考分布进行抽样之后, 对每个粒子赋予权值 w_k^i , 则

$$w_k^i=w_{k-1}^i\frac{p(z_k/x_k^i)p(x_k^i/x_{k-1}^i)}{q(x_k^i/x_{k-1}^i, z_k)} \quad (7)$$

理论分析表明, 参考分布的最优选择方法是

$$q(x_k/x_{k-1}^i, z_k)=p(x_k/x_{k-1}^i, z_k)$$

即参考分布 $q(x_k/x_{k-1}^i, z_k)$ 等于真实分布, 则对于任意粒子 x_{k-1}^i , 都有权重 $w_k^i=1/N$, $Var(w_k^i)=0$, 此时,

$$w_k^i=w_{k-1}^i\int p(z_k/x_k^i)p(x_k^i/x_{k-1}^i)dx_k^i$$

但是上述参考分布的真实分布无法得到, 并且该积分一般也无法求解, 所以一种常用的次优方法是选择先验状态转移函数:

$$q(x_k/x_{k-1}^i, z_k)=p(x_k/x_{k-1}^i)$$

此时粒子权值更新表达式为:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k / x_k^i) \quad (8)$$

上述方法称为序贯重要性采样(SIS)粒子滤波, 该算法的基本步骤如下:

- (1) 从 $q(x_k / x_{k-1}^i, z_k)$ 中随机抽取 N 个有限样本;
- (2) 对每个采样点, 计算对应的 $p(z_k / x_k)$ 和 $p(x_k / x_{k-1})$;
- (3) 利用式(8)更新重要性权系数;
- (4) 对权系数进行归一化处理;
- (5) 估计状态变量。

SIS 粒子滤波的一个普遍现象是粒子退化现象, 即经过多次迭代之后, 粒子丧失了多样性^[8]。对于该现象, 可以采用重采样方法来解决。重采样的基本思想是复制权值大的粒子, 较常用的采样方法是随机采样方法^[9], 其过程是: 首先产生 N 个在 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数 $\{\mu_l; l=1, 2, \dots, N\}$, 然后查找整数 m , 使得:

$$\sum_{j=0}^{m-1} \tilde{w}_j < \mu_l \leq \sum_{j=0}^m \tilde{w}_j$$

记录样本 $x_k^{(m)}$, 并将其作为新样本集中的采样, 将区间 $[0,1]$ 按照 $\lambda_i = \sum_{j=0}^i \tilde{w}_j (i=1, 2, \dots, N)$ 分成 N 个小区间, 当随机数 μ_l 落在第 m 个区间 $I_m = (\lambda_{m-1}, \lambda]$ 时, 对应的样本 $x_k^{(m)}$ 进行复制, 因此在采样总数仍保持为 N 的情况下, 权值较大的样本被多次复制, 从而实现重采样过程。

1.5 扩展卡尔曼粒子滤波(EKPF)

由上面的分析可知, 粒子滤波的关键之一是重要性密度函数的选取, 最简单且易于实现的是使之等于先验密度, 这种做法的缺陷在于粒子的选取没有利用当前的测量值, 使得状态变量的估计严重依赖于模型。EKPF 将 EKF 和 PF 结合起来, 该算法在前一时刻的粒子附近作一阶泰勒级数逼近, 然后利用 EKF 预测和估计当前状态的粒子。这种方法使参考分布能够融入最新的观测信息, 更加符合真实状态的后验概率分布。

对于本文模型, 系统动态方程是线性的, 量测方程是非线性的, 因此只需要对系统的量测方程进行泰勒展开, 泰勒展开后, 测量方程表示为

$$Z(k) \approx HX(k) + v \quad (9)$$

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x(k)} & \frac{\partial h_1}{\partial y(k)} & \frac{\partial h_1}{\partial vx(k)} & \frac{\partial h_1}{\partial vy(k)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial h_N}{\partial x(k)} & \frac{\partial h_N}{\partial y(k)} & \frac{\partial h_N}{\partial vx(k)} & \frac{\partial h_N}{\partial vy(k)} \end{bmatrix}$$

由此可以得到 EKPF 的基本步骤如下:

- (1) 从 $q(x_k / x_{k-1}^i, z_k)$ 中随机抽取 N 个有限样本;
- (2) 用 EKF 对每个粒子进行更新;
- (3) 更新重要性权系数, 并且归一化权系数;
- (4) 重采样, 重新分配粒子权值;
- (5) 估计状态变量。

2 仿真分析

假设在二维观测区域中分布四个静止探测节点, 一个运动目标, 节点位置分布与目标运动轨迹如图 3 所示。假设目标作匀速直线运动, 速度为 $[7\text{m/s}, 7\text{m/s}]$ 。四个节点的角度估计值分别加入标准差为 1° 的零均值高斯噪声, 仿真时间为 300 s, 角度估计值时间间隔为 1 s。实验采用 500 次蒙特卡洛仿真, 其中 PF 采用的粒子数为 500 个, EKPF 采用的粒子数为 200 个, 参考分布采用先验概率密度函数, 目标的起始位置用最小二乘法定位^[10], 起始速度设为 0。

图 4 给出了前 300s 利用 PF 和 EKPF 跟踪后目标的距离误差, 从图 4 可以得出以下两点:

- (1) 修正时延后, PF 和 EKPF 的跟踪性能都得到了不同程度的改善, 由此证明了本文提出的修正

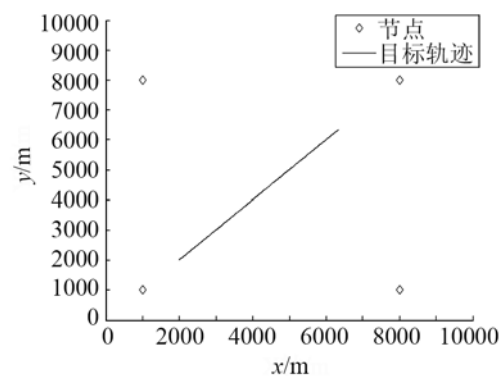


图3 节点位置与目标运动轨迹
Fig.3 Node position and target track

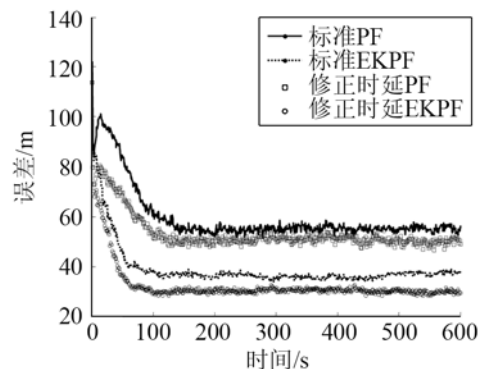


图4 $\sigma=1^\circ$ 情况下距离跟踪误差
Fig.4 Error of tracking distance in the case $\sigma=1^\circ$

时延方法是有效的。

(2) 在相同的条件下, EKPF 的跟踪性能优于标准 PF, 即标准 EKPF 的跟踪性能优于标准 PF。修正时延后 EKPF 的跟踪性能优于修正时延后 PF, 并且 EKPF 所需要的粒子数目更少, 这与理论结果是吻合的。

图 5 和图 6 分别给出了角度值标准差为 2° 和 3° 情况下的距离跟踪误差曲线。从图 4、5、6 中可以看出, 不管角度值误差有多大, 修正时延方法都不同程度改善了跟踪性能。但是随着角度误差的增大, 修正时延对跟踪结果的改善程度将会减小, 原因是随着角度误差的增大, 影响跟踪性能的主要因素是角度估计值的误差, 而时间延迟虽然会对跟踪效果有影响, 但是其影响会随着角度误差对跟踪性能影响的增大而相应地减小。

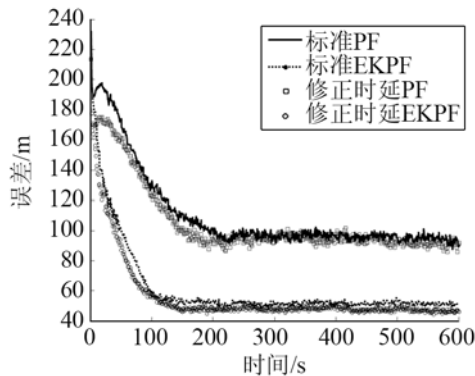


图 5 $\sigma=2^\circ$ 情况下距离跟踪误差
Fig.5 Error of tracking distance in the case $\sigma=2^\circ$

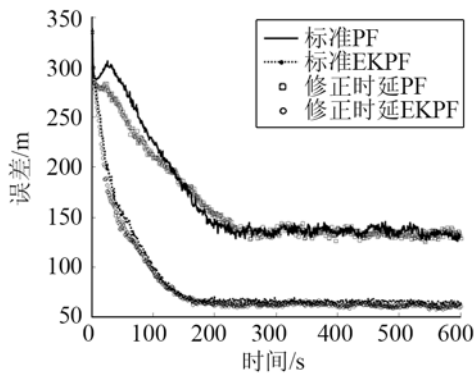


图 6 $\sigma=3^\circ$ 情况下距离跟踪误差
Fig.6 Error of tracking distance in the case $\sigma=3^\circ$

3 结束语

利用水声传感器网络进行目标跟踪为水下目标跟踪提供了一种新思路, 但是由于声速的限制, 导致各个节点的角度估计值不同步。本文提出了一种基于修正时延的方法, 并将其与 PF 和 EKPF 结合对水声传感器网络中的目标进行跟踪。仿真分析表明修正时延后两种算法的跟踪性能都得到了较大的改善, 并且本文验证了在相同条件下, EKPF 的跟踪性能比 PF 要好。

参 考 文 献

- [1] Akyildiz I F, Pompili D, Melodia T. Underwater acoustic sensor networks: research challenges[C]// Ad Hoc Networks(Elsevier), 2005, 3(3): 257-279.
- [2] Heidemann J, Wei Ye, Jack Wills, et al. Research challenges and applications for underwater sensor networking[C]// Wireless Communications and Networking Conference, 2006, WCNC 2006. USA: IEEE, 2006, V1, 3-6: 228-235.
- [3] Sanjeev Arulampalam M, Simon Maskell, Neil Gordon, Tim Clapp. A tutorial on particle filters for online nonlinear non-gaussian bayesian tracking[J]. IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, 2002, 50(2): 174-188.
- [4] Morelande M R, Challa S. Manoeuvring target tracking in clutter using particle filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 252-270.
- [5] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. A novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. Proc. Inst. Elect. Eng, Radar Signal Process, 1993, 140(2): 107-113.
- [6] R. van der Merwe, A. Doucet, J. F. G. de Freitas, E. Wan, The unscented particle filter[R]. Cambridge University Engineering Department, 2000.
- [7] Hammersley J M, Morton K W. Poorman Monte Carlo[J]. J of the Royal Statistical Society B, 1954, 16(1): 23-381.
- [8] Doucet A, Godsill S. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[R]. Cambridge: University of Cambridge, 1998: 1-36.
- [9] Kitagawa G. Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models[J]. J of Computational and Graphical Statistics, 1996, 5(1): 1-25.
- [10] 王彪, 李宇, 黄海宁. 水声传感器网络目标协同定位方法研究[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(19): 6174-6177.
WANG Biao, LI Yu, HUANG Haining. Study on collaborative source localization in underwater acoustic sensor networks[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(19): 6174-6177.