

无线传感器网络中基于粒子滤波的目标跟踪算法研究

郑爱媛

(福建商业高等专科学校,福州 350012)

摘 要:近几十年来,随着传感器、无线通信、信息处理、计算机等相关技术的不断发展和创新,基于无线传感器网络的应用越来越广泛,对无线传感器网络中的目标跟踪算法进行研究也具有极大的现实意义。在研究滤波算法的基础上,针对粒子滤波算法中的粒子退化问题,考虑无迹粒子滤波中的重要性函数充分利用了当前观测值但是运行时间长的问题,提出一种在有效粒子数满足一定条件下进行无迹变换的方法,将先验分布和通过无迹卡尔曼方法得到的重要性函数相结合作为新的提议分布以减缓粒子的退化。对于粒子滤波中的样本贫化问题,提出一种改进的分类重采样方法,当粒子的多样性不足时,在大权值粒子上加一个以噪声方差控制的扰动并给予小权值粒子一定的被选概率,以此增加粒子的多样性,并以 C++ 为仿真工具对所提方法进行了试验。结果表明,改进的粒子滤波算法在估计精度上优于标准粒子滤波和无迹粒子滤波,而且运行时间比无迹粒子滤波减小一半多。

关键词:无线传感器网络;目标跟踪;粒子滤波

中图分类号:TB115

文献标志码:A

引 言

作为将改变新世纪人类生活方式的新兴技术,无线传感器网络深受国内外学者的青睐,研究成果多不胜数。而目标跟踪作为无线传感器网络中的重要应用之一,广泛用于军事国防、商业监控、环境保护等各个领域。

网络中的节点需要首先确定自身的坐标位置,得到的观测值才能用于滤波估计,而如何更快更准确地确定节点位置是定位方法的一大难点;目标跟踪中的状态估计一般都是复杂的非线性非高斯滤波问题,而粒子滤波是解决这类问题的重要方法,如何进一步提高算法的估计精度和实时性是一个长期的研究热点。

本文以无线传感器网络为背景,在相关领域的科研成果的基础上,研究无线传感器网络中目标跟踪的关键技术。

1 背景介绍

1.1 目标跟踪和检测意义

随着传感器网络技术的快速发展及应用的扩展,目标跟踪已经逐渐成为其基本及支撑技术。在无线传感器网络的诸多应用中,如战场上的敌军入侵和兵力调动检测、车辆偷盗监控、交通控制等,目标跟踪和检测已经成为了网络技术实际应用中最基本也是最重要的环节之一。

目标跟踪的实用意义非常大,很具有研究价值。在军事典故中曾经发生过这样的趣事:两方作战时,甲方将远处飞来的大雁群误认为是敌军而引起恐慌;又如世界大战中日本偷袭珍珠港一战,如果当时的设备可以有效地进行目标识别和跟踪,就可以判断出飞机属于哪方,从而避免如此大的损失。现如今,目标跟踪和检测技术已经广泛应用于各个领域,其作用之大、地位之重

收稿日期:2015-07-27

作者简介:郑爱媛(1977-),女,福建福州人,讲师,硕士,主要从事计算机软件方面的研究,(E-mail)zhengjianqiu163@126.com

要,致使各国研究学者们逐渐重视并加强对该技术的研

1.2 目标跟踪和检测的技术

目标跟踪的最终目的是在最小的误差下确定目标的位置,而在无线传感器网络中要实现这个目的需要很多相关技术的支持,如定位技术、目标检测技术、估计技术、节能技术等。目标跟踪问题的求解有很多方法,从算法的考虑方向上来说可以分为两大类:自顶向下的算法和自底向上的算法^[1]。自顶向下的目标跟踪算法的核心思想是先对要跟踪的目标进行恰当的建模,从模型出发来实现跟踪目的,状态空间方法就是一种典型的自顶向下的方法。所谓自底向上的方法,就是指没有现成的理论框架,从实际问题出发、从得到的数据出发来实现对目标的跟踪。从效果上来看,两种方法的跟踪效果并没有特别明显的差异,但是由于自顶向下的方法有严格的理论框架,便于进行研究,本文中主要考虑这种方法。

无线传感器网络中,目标跟踪系统(以二维平面中的跟踪为例)的一般结构如图1所示。在特定的检测区域布设好无线传感器网络后,网络先进行初始化,对网络中所有的节点(图中用六边形表示的普通节点和 sink 节点)进行定位,然后就可以对感兴趣的进行跟踪了。

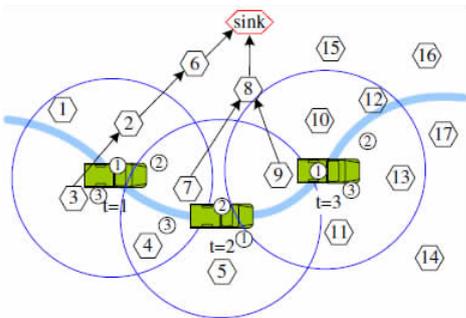


图1 无线传感器网络中目标跟踪的一般体系结构

在图1中,目标从左往右运动的过程中,附近的节点会检测到目标并得到一个相应的观测值,节点将观测值经过多跳无线方式发送到 sink 节点(汇聚节点),汇聚节点通过滤波算法得到目标当前位置的估计值,实现对目标的跟踪。

2 目标跟踪和检测的实现算法

2.1 目标跟踪和检测的问题描述

对于无线传感器网络中的目标跟踪和检测问题,目标的运动过程即状态转移方程通常可以用一阶的马尔

科夫状态方程来描述^[2]:

$$x_k = f(x_{k-1}) + w_k \quad (1)$$

式中, x_k 表示 x_{k-1} 时刻的目标状态向量,一般可能包含目标的位置、速度、加速度等信息; $f(x_{k-1})$ 表示目标状态从 x_{k-1} 时刻到 x_k 时刻的状态转移函数(线性或非线性的); w_k 表示过程噪声向量。相应的,时刻的观测方程的一般形式:

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (2)$$

式中, z_k 表示 x_k 时刻节点中得到的观测向量, $h(x_k)$ 表示观测函数(线性或非线性的), v_k 表示观测噪声。过程噪声和观测噪声均是未知的,且不一定是均值为零的高斯白噪声,但是它们的概率密度一般都是知道的。有了这两个模型后,目标跟踪所要解决的问题就是根据目标之前的状态和得到的观测序列来求解目标的当前状态量。

2.2 滤波算法实现目标跟踪和检测

2.2.1 卡尔曼滤波

要实现目标跟踪和检测,需要利用滤波理论来进行估计。利用滤波理论实现目标跟踪,关键在于构建恰当的目标状态转移方程和观测方程。对于无线传感器网络中的目标跟踪问题,即便是非常简单的系统,一般也是非线性的,此时标准的卡尔曼滤波算法就不能得到最优的状态估计了。对于非线性系统中的滤波问题,最简单直观的方法是利用一定的技巧将之转变成近似的线性滤波问题。Sunahar 和 Bucy 提出的扩展卡尔曼滤波(EKF, Extended Kalman Filtering)就是基于这样思想的一种非线性滤波方法,原理是用相应的一阶泰勒级数展开式来近似系统模型中的非线性转移函数和非线性观测函数,从而得到线性化的系统方程,然后利用卡尔曼滤波算法完成状态估计^[3]。

对于离散非线性系统,假设其状态转移方程和观测方程如下:

$$x_k = F(x_{k-1}) + w_k \quad (3)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (4)$$

式(3)和式(4)中, $F(x_{k-1})$ 是非线性状态转移矩阵, H 是非线性观测矩阵。扩展卡尔曼滤波算法的主要过程和关键方程如下:

(1) 预测状态值:

$$\hat{x}_{k|k-1} = E[x_k | z_{1:k-1}] = F(\hat{x}_{k-1|k-1}) \quad (5)$$

(2) 计算预测状态的协方差:

$$P_{k|k-1} = \bar{F}_{k-1} P_{k-1|k-1} \bar{F}_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (6)$$

(3) 预测观测值:

$$\hat{z}_{k|k-1} = H(k, \hat{x}_{k|k-1}) \quad (7)$$

(4) 计算新息的协方差:

$$S_k = \tilde{H}_k P_{k|k-1} \tilde{H}_k^T + R_k \quad (8)$$

2.2.2 无迹卡尔曼滤波

扩展卡尔曼滤波仅适用于非线性程度不高的系统,原因是该算法使用线性化的方法传播状态均值和协方差时会引入线性误差。为了解决这个问题,研究者们绞尽脑汁,直到 2002 年 Julier 等人提出了一种可以减小线性误差的算法——无迹卡尔曼滤波(UKF, Unscented Kalman Filtering)^[4]。无迹卡尔曼滤波不是在估计点处对非线性状态转移方程和观测方程进行线性近似,而是通过无迹变换(UT, Unscented Transform)在估计点附近采样,得到样本点的高斯密度表示后,将之作为状态概率密度函数的近似。

众所周知,与对整个函数进行非线性变换相比,对单个点进行非线性变换简单得多,而通过适当的采样,可以用从状态空间中得到一个点集构成的概率密度函数来近似状态向量真正的概率密度函数^[5]。利用这两个基本原理,无迹变换可以得到任意随机变量的统计量。假设随机变量 x 的均值及协方差分别为 \bar{x} 和 P_x , 则经过非线性函数变换得到的随机向量 $y = h(x)$ 的均值和协方差可以通过如下的无迹变换来确定:

根据式(9)计算 $2n_x + 1$ (n_x 为向量 x 的维度)个样本点(sigma 点) χ_i 和相应的权值 W_i :

$$\begin{aligned} \chi^0 &= \bar{x} & W^0 &= \frac{\kappa}{n_x + \kappa} & i &= 0 \\ \chi^i &= \bar{x} + (\sqrt{(n_x + \kappa)P_x})_i & W^i &= \frac{1}{2(n_x + \kappa)} \\ & & & & i &= 1, \dots, n_x \\ \chi^i &= \bar{x} - (\sqrt{(n_x + \kappa)P_x})_i & W^i &= \frac{1}{2(n_x + \kappa)} \\ & & & & i &= n_x + 1, \dots, 2n_x \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\kappa = \alpha^2(n_x + \lambda) - n_x$ 是缩放因子,通常将 α 取值为一个较小的正数 $10^{-4} \leq \alpha < 1$ 、 λ 的取值一般为 0 或 $3 - n_x$, 调整这两个参数可以提高无迹变换的逼近精度; $(\sqrt{(n_x + \kappa)P_x})_i$ 是矩阵 $\sqrt{(n_x + \kappa)P_x}$ 的第 i 行或第 i 列; W^i 是第 i 个 sigma 点对应的权值,且有 $\sum_{i=0}^{2n_x} W^i = 1$ 。这样取得的 $2n_x + 1$ 个样本点可以用来近似表示变量 x 的高斯分布。计算观测预测值的协方差:

$$S_k = \sum_{i=0}^{2n_x} W^i (\hat{z}_{k|k-1} - \zeta_{k|k-1}^i) (\hat{z}_{k|k-1} - \zeta_{k|k-1}^i)^T \quad (10)$$

与扩展卡尔曼滤波相比,无迹卡尔曼滤波不是直接近似非线性函数,而是近似非线性函数的密度分布,所以对系统模型的复杂度不敏感;其次,无迹卡尔曼滤波算法中不需要计算非线性函数的雅克比式,可以处理不可导的函数。总之,对于概率密度函数可以用高斯分布来近似的非线性滤波问题,无迹卡尔曼滤波是一种综合性能比较好的方法。但是,当系统中非线性函数的概率密度与高斯分布相差较大(例如密度函数中出现双峰、倾斜等现象)时,无迹卡尔曼滤波的估计性能会变得不甚理想。

2.2.3 粒子滤波算法

粒子滤波算法的出现历时半个多世纪,最早可以追溯到 20 世纪四十年代 Metropolis 等人提出的蒙特卡洛方法(Monte Carlo method);20 世纪七十年代 MC 方法首次用于解决非线性滤波问题,当时使用的是序贯重要性采样方法:用一组从建议分布中采样得到的带权值的样本来近似目标状态分布,这种方法存在很严重的样本权值退化问题,实际的应用非常有限;1993 年, Gordon 等人提出了重采样的概念^[6],并将重采样引入到蒙特卡洛重要性采样过程中有效地解决了样本权值退化问题,开启了基于蒙特卡洛积分的粒子滤波算法的研究热潮。经过二十多年的研究和发展,如今粒子滤波算法已经相当成熟,成为非线性、非高斯系统中的估计问题最重要的解决方法之一,广泛应用于自主导航、机器人视觉和目标跟踪等问题中^[7]。

已知目标状态的初始分布为 $p(x_0)$ 、它在 $k-1$ 时刻的后验概率密度分布为 $p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) = \{x_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^N$, 结合重要性采样和重采样,一般的粒子滤波算法估计 k 时刻的目标状态向量 x_k 的具体步骤如下^[8]:

(1) 初始化: $k = 0$, 从 $p(x_0)$ 中随机抽取 N 个初始粒子 $\{x_0^i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 并令每个粒子的初始权值都为 $1/N$ 。

(2) 根据提议分布(一般使用 SIS 算法,即取先验概率密度函数为提议分布)更新粒子:

$$x_k^i \sim p(x_k | x_{k-1}^i) \quad (11)$$

(3) 在得到 k 时刻观测值 z_k 后,根据公式(11)计算每个粒子的权值:

$$\tilde{w}_k^i = \tilde{w}_{k-1}^i p(z_k | x_k^i), i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

对 $\tilde{w}_k^i, i = 1, 2, \dots, N$ 进行归一化,得到归一化的权值:

$$w_k^i = \frac{\tilde{w}_k^i}{\sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i}, i = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

(4) 重采样过程, 先根据公式(13) 计算有效粒子数

\hat{N}_{eff} :

$$\hat{N}_{eff} = \frac{N}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (14)$$

如果 $\hat{N}_{eff} < N_{thr}$, 则执行重采样算法(如多项式重采样等), 否则就直接跳到第(5)步。

(5) 根据蒙特卡洛积分得到 k 时刻目标状态的估计值:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i \quad (15)$$

(6) 令 $k = k + 1$, 得到 $k + 1$ 时刻的观测值后转到步骤(2), 直到结束。

3 改进的粒子滤波算法

比较无迹粒子滤波和标准粒子滤波的实现过程可以发现, 无迹粒子滤波的计算量主要在于每次更新粒子时都要计算大小为 $2n_x + 1$ 的 sigma 点集, 以便产生带有当前观测信息的重要性函数。这一过程大大地增加了算法的计算复杂度, 并且导致算法的实时性变差。为了减小算法的计算复杂度, 考虑在使用无迹卡尔曼滤波方法产生 sigma 样本集之前进行一个判断, 只有在满足一定的条件时才进行无迹卡尔曼滤波以节省时间。这里, 将有效粒子数作为一个判断条件: 当有效粒子数 N_{eff} 小于某个阈值 N_{th1} 时进行无迹卡尔曼滤波生成 sigma 点集, 产生一个包含当前观测值的重要性分布函数; 否则, 直接进行序贯重要性采样, 即使用先验概率作为重要性分布函数。本文之前已经介绍过有效粒子数的概念, 这是一个用来衡量粒子滤波算法中当前时刻对状态估计贡献比较大(重要性权值比较大)的粒子数量的指标。当 N_{eff} 比较大时, 说明当前的粒子大部分都有比较大的权值, 能够进行比较准确的估计, 这时直接进行序贯重要性采样就可以得到比较好的估计; 反之, N_{eff} 比较小说明大部分粒子的权值都比较小, 直接得到的估计值会和真实值差比较多, 这时就使用无迹卡尔曼滤波方法得到更好的重要性分布函数以提高估计精度。在这里, 根据经验取阈值为 $N_{th1} = \frac{N}{3}$, 其中 N 为算法中的粒子总数。

在分析原理的基础上给出了改进粒子滤波算法的方案, 该方案的具体实现步骤如下:

(1) 初始化: $k = 0$, 从已知状态初始分布 $p(x_0)$ 中随机抽取 N 个相互独立的样本 $\{x_0^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 作为初始粒子, 并给每个粒子赋予相同的权值 $\frac{1}{N}$ 。

(2) 计算有效粒子数: 这里函数 $round(\cdot)$ 表示取最接近的整数。如果 N_{eff} 小于阈值 N_{th1} , 则进行步骤(3), 否则进行步骤(4)。

(3) 更新粒子 1: 利用 UKF 方法更新粒子得到 (\hat{x}_k^i, p_k^i) , 求得均值 \bar{x}_k^i 和方差 P_k^i , 得到提议分布—— $q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, z_{1:k}^i) = N(\bar{x}_k^i, P_k^i)$, 再从中采样 N 个相互独立的粒子 $\{x_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 然后跳到步骤(5)。

(4) 更新粒子 2: 根据先验概率密度分布更新粒子得到 $\{x_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

(5) 计算粒子对应的权值: 根据公式(12) 计算每个粒子的权值 $\tilde{w}_k^i = \tilde{w}_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$, $i = 1, 2, \dots, N$, 并对权值进行归一化 $w_k^i = \frac{\tilde{w}_k^i}{\sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 得到一组带权值的粒子 $\{x_k^i, w_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

(6) 比较 N_{eff} 和 N_{th2} , 如果 $N_{eff} < N_{th2}$ 则进行步骤(7) 执行重采样过程, 否则进行步骤(8)。

(7) 重采样过程: 执行改进的分类重采样过程, 即在构造新的粒子时不是直接复制权值大的粒子, 而是将粒子按照权值大小分为两类, 对不同类的粒子按照上节所提出的方法做不同的处理。用这种方法得到 N 个新的粒子 $\{x_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 并将每个粒子的权值重新置为 $\frac{1}{N}$ 。

(8) 估计目标状态: $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i$ 。

(9) 令 $k = k + 1$, 得到 $k + 1$ 时刻的观测值后转到步骤(2), 直到结束。

4 仿真结果与分析

本文将采用 C++ 软件的仿真平台对比分析三种滤波技术实现的目标检测和跟踪。

对于无线传感器网络中的目标跟踪, 一般可以建模成非线性的状态估计问题。前文介绍了三种非线性的滤波方法, 这里利用两个系统来比较这三种算法在一维的目标跟踪中的效果。选择均方根误差 (RMSE, Root Mean Square Error) 作为评价算法性能的指标, RMSE 的

定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^T (x_k - \hat{x}_k^i)^2}{T}} \quad (16)$$

用 RMSE 的均值表示算法的滤波精度,而 RMSE 的方差用来衡量算法的稳定性。

动态模型(状态转移方程和观测方程)非线性且噪声服从高斯分布系统,状态方程和观测方程如下:

$$x_k = 1 + \sin(0.04\pi k) + 0.05x_{k-1} + w_k \quad (17)$$

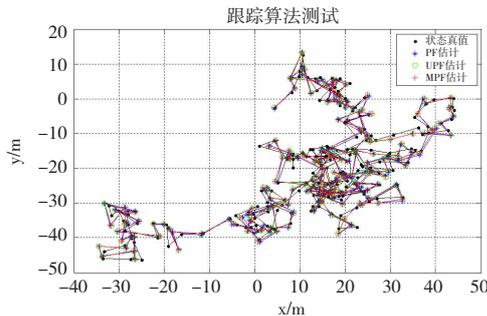
$$z_k = \begin{cases} 0.2x_k^2 + v_k, & k \leq 30 \\ 0.5x_k - 2 + v_k, & k > 30 \end{cases} \quad (18)$$

其中,过程噪声 $w_k \sim N(0,1)$, 观测噪声 $v_k \sim N(0, 0.001)$ 。实验中的参数设置见表 1。

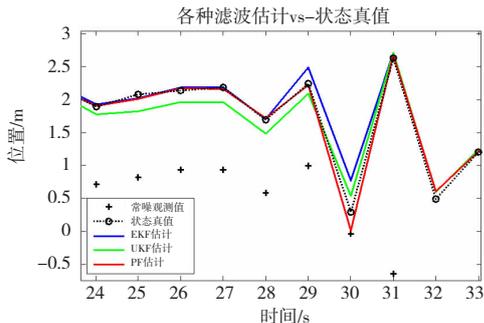
表 1 仿真参数设置

参数名	值	参数名	值
粒子数量(个)	200	UT 参数 α	1
观测时间(s)	100	UT 参数 λ	0
状态初始分布 p_0	3/4		

系统(1)在三种算法下产生的状态估计曲线如图 2 所示。由图 2 可以看出,对于系统(1),观测方程为线性方程 ($k > 30$) 时,三种算法都能比较好地跟踪状态;观测方程为非线性方程 ($k \leq 30$) 时,EKF 和 UKF 会在某些时刻偏离真实值比较远,而 PF 得到的估计值则总是最接近状态真实值,跟踪效果要比其他两种算法好。



(a) 全局图



(b) 局部放大图

图 2 三种算法的状态估计曲线

对这三种算法进行 1000 次蒙特卡洛实验,得到它们的 RMSE 的均值和方差,见表 2。从表 2 中可以看出,对于状态转移方程和观测方程是非线性方程、过程噪声和观测噪声是高斯分布的系统(1),三种算法的平均 RMSE 都比较小,最大的是 EKF 为 0.188 38 m。但是相对来说,PF 的估计效果更好一些:平均 RMSE 为 0.123 62 m,比 EKF 小 34.22%、比 UKF 小 19.90%;RMSE 的方差都比较小,从表中数据可以看出 PF 的稳定性比 EKF 好,和 UKF 差不多。

表 2 三种算法的 RMSE 均值和方差对比

滤波算法	RMSE 的均值/m	RMSE 的方差
EKF	0.18838	0.0061447
UKF	0.15433	0.0040432
UPF	0.12362	0.0040802

由表 3 UPF、UKF 和 EKF 三种模型运行时间对比结果可知,UPF 的运行时间最短快于 UKF 和 EKF,而 UKF 的运行时间短于 EKF。

表 3 三种算法的运行时间对比

运行次数	EKF	UKF	UPF
1	8.8	6.0	4.0
2	7.2	5.5	4.6
3	6.8	5.0	4.0
4	8.4	6.4	4.2
5	6.5	5.6	3.8
6	7.4	6.1	4.3
7	7.6	5.6	3.5
8	6.4	4.6	4.2
9	7.2	7.6	4.0
10	6.7	5.1	4.7
均值	7.2	5.8	4.1

在实际应用中,感兴趣的目标是随机(相对于研究者来说)移动的,其运动状况是不可预测的,为了测试不同运动状况对改进算法性能的影响,对另一个运动比较剧烈的模型进行仿真。在粒子数目为 200,观测噪声方差为 1 时,三种算法的跟踪曲线如图 3 所示。

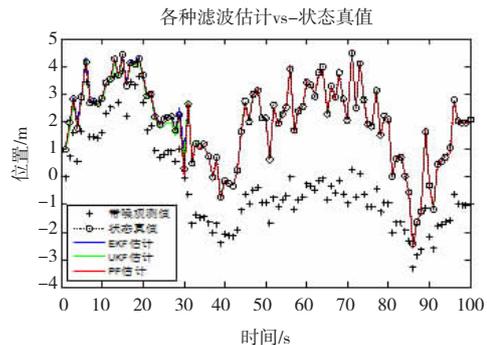


图 3 目标运动比较剧烈时三跟踪种算法的跟踪曲线

从图3中的跟踪曲线可以看出,当目标运动比较剧烈时,PF算法的估计值仍然是最接近状态真值的。这说明,对于不同的目标运动状况PF算法都能提高跟踪精度,实用性更强。

5 结束语

本文以传感器网络和目标跟踪为背景,在相关领域的科研成果的基础上,研究传感器网络中目标跟踪的关键技术。

(1)对于无线传感器网络中的目标跟踪,在实现具体的跟踪算法之前,需要先对网络中的节点和目标进行定位。本文首先介绍了一些经典的定位方法,在分析其优缺点后,提出了一种改进的分步定位法,通过使用一种统一的分步方法达到接近分步定位法的定位精度,且大大节省运算时间的目的。通过仿真实验与经典的三边测量法和分步定位法进行比较,结果验证了改进的分步定位方法的有效性。

(2)分析已有的经典目标跟踪方法,并对这些算法进行仿真,明确各种方法的优缺点。通过分析明确了改进粒子滤波算法对于解决非线性非高斯滤波问题的优势所在,证明它非常适合于无线传感器网络中的目标跟踪问题。

参考文献:

- [1] 石军峰,钟先信,陈帅,等.无线传感器网络结构及特点分析[J].重庆大学学报:自然科学版,2005,28(2):16-19.
- [2] 常坤.无线传感器网络定位及目标跟踪的研究[D].上海:华东理工大学,2012.
- [3] Pham P.Target tracking using wireless sensor networks [M].Oklahoma:The University of Oklahoma,2012.
- [4] Burrell J, Brooke T, Beckwith R. Vineyard computing: sensor networks in agricultural production[J].Pervasive Computing,IEEE,2004,3(1):38-45.
- [5] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. Transactions on signal processing, IEEE, 2002, 50(2):174-188.
- [6] Arulampalam S, Ristic B. Comparison of the particle filter with range-parameterized and modified polar EKFs for angle-only tracking[J]. Proc Spie, 2000, 4048(4048):288-299.
- [7] Gordon N J, Salmond D J, Smith A E M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. Radar and Signal Processing, 1993, 140(2):107-133.
- [8] Chen Y, Rui Y. Real-time speaker tracking using particle filter sensor fusion[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3):485-494.
- [9] Sayed Y M V, Reza M V. A novel multilayer neural network model for TOA-Based localization in Wireless Sensor Networks[C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, California, USA, July 31-August 5, 2011:3079-3084.
- [10] Shi H Y, Cao J Z. A new hybrid algorithm on TDOA localization in Wireless Sensor Network[C]//Proceeding of the IEEE International Conference on Information and Automation, Shenzhen, China, June 6-8, 2011: 606-610.
- [11] 诸燕平,黄大庆,李勃.基于AOA的无线传感器网络节点定位算法[J].传感器与微系统,2010,29(1):98-104.
- [12] 王越,周奥,刘金城.无线传感器网络中非测距混合定位算法[J].传感器与微系统,2015,34(2):147-149, 153.
- [13] 韩江洪,祝满拳,马学森,等.基于RSSI的极大似然与加权质心混合定位算法[J].电子测量与仪器学报,2013,27(10):937-942.
- [14] 刘庆,吴哲夫,何熊熊,等.Min-Max节点定位算法的分析与改进[J].传感技术学报,2013,25(8):1126-1130.
- [15] 马正华,章明,李敏,等.分步定位法在ZigBee定位系统中的应用[J].测控技术,2013,31(4):111-113.
- [16] Munoz D, Bouchereau F, Vargas C, et al. Position location techniques and applications[M]. Pittsburgh: Academic Press, 2009.
- [17] Thomas F, Ros L. Revisiting trilateration for robot localization[J]. IEEE Transaction on Robotics, 2005, 21(1):93-

101. Parallel and Distributed Systems,2010,21(5):631-640.
- [18] Yang Z, Liu Y. Quality of Trilateration: Confidence-Based Iterative Localization[J]. IEEE Transaction on [19] Rourke J O. Computational Geometry in C[M]. Cambridge:Cambridge University Press,2013.

Research on Target Tracking Algorithms Based on Particle Filtering in Wireless Sensor Network

ZHENG Aiyuan

(Fujian Commercial College, Fuzhou 350012, China)

Abstract: In recent decades, with the development of sensor, wireless communication, information processing, computer and other related technologies, the application of wireless sensor network is becoming more and more extensive. The research on target tracking algorithm in wireless sensor networks is of great practical significance. On the basis of studying the filtering algorithm, in view of the particle degradation problem in particle filter algorithm, it is considered that the importance function makes full use of the current observation value and runs for a long time in the unscented particle filter. A method of root-unscented transform for effective number of particles under certain conditions is put forward. A new proposal distribution is proposed to reduce the degradation of particles by combining the prior distribution and the importance function obtained by the root-unscented Kalman method. For the sample impoverishment problem of particle filter, an improved classification resampling method is put forward. When the particle lack of diversity, a disturbance controlled by noise variance is added to big weight particles, and small weight particles are given certain selected probability, in order to increase the diversity of particles. By taking C++ as the simulation tool, the proposed method is tested. The experimental results show that improved particle filter algorithm in estimation accuracy is better than the standard particle filter and no trace particle filter, and the running time compared with the unscented particle filter is reduced by more than half.

Key words: wireless snetwork; target tracking; particle filter