

基于改进粒子滤波的井下跟踪算法研究与实现*

崔丽珍, 吴迪, 赫佳星, 邬嵩

(内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古包头 014010)

摘要: 井下环境复杂多变, 射频信号易受到阴影效应、多径衰落等因素的影响。采用传统的粒子滤波跟踪方法误差较大, 研究了一种基于改进粒子滤波的井下跟踪算法。初始化阶段利用第一次指纹匹配算法的定位结果来设计初始化概率分布函数; 采用核函数法与指纹匹配技术相结合的算法, 在采样数据中搜索与目标节点指纹特征相匹配的位置并加权得到位置坐标作为跟踪中的观测值; 最后利用粒子滤波将观测值与目标运动状态相融合以跟踪目标运动轨迹。实验结果表明, 粒子滤波算法较优化卡尔曼滤波算法更适用于井下跟踪; 改进的算法有效增强了跟踪系统的可靠性, 提高了跟踪精度, 满足了井下的跟踪要求。

关键词: 井下跟踪; 无线传感器网络; 接收信号强度; 指纹匹配; 核函数; 粒子滤波

中图分类号: TN929.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2017)05-1476-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2017.05.045

Research and implementation on underground tracking algorithm based on improved particle filter

Cui Lizhen, Wu Di, He Jiaxing, Wu Song

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science & Technology, Baotou, Inner Mongolia 014010, China)

Abstract: The downhole environment is complicated, RF signal is influenced by shadow effect, multipath fading, etc. Tracking error of using traditional method is bigger, So this paper studied an improved downhole tracking algorithm, which optimized the particle filter algorithm. In initialization phase, first it used positioning results of fingerprint matching algorithm to design initial probability distribution function; by using the method that the kernel function method combined with fingerprint matching technique, searched the location which matched with fingerprint feature of the target node in the sampled data and put the weighted coordinates as observed values in the track; finally by utilizing particle filter to combine observed values with target motion state, tracked the target motion trajectory. The experimental results show that, particle filter algorithm is more suitable than improved Kalman filtering algorithm for the coal mine tracking. The improved algorithm effectively enhances the reliability of the tracking system, increases the tracking accuracy and satisfies the requirement of underground track.

Key words: downhole tracking; wireless sensor network; received signal strength indicator; fingerprint matching; kernel function; particle filter

0 引言

近年来, 伴随传感器技术、物联网、云计算和大数据技术以及矿山机电通信技术的迅猛发展和日益成熟, 无线跟踪技术在煤矿井下的应用逐渐成为国内外学者的研究热点^[1]。目前, 较成熟的跟踪技术(如雷达、GPS跟踪系统)的信号无法传播到井下巷道及跟踪被遮挡的目标, 只能在地面上被广泛应用。由于无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)与传统井下通信方式、移动通信网络相比较, 具有低成本、低功耗、高鲁棒性并且自组织性能力强的优势^[2], 因此作为地面无线跟踪系统的补充, 将 WSN 跟踪技术应用到井下巷道, 方便井上管理员对井下工作人员进行管理调度, 对设备进行监测和维护, 保障煤矿企业日常生产安全, 提高生产效率。若发生塌方、透水、瓦斯泄漏等安全事故及时对矿井下情况进行疏导, 对缩短救援

时间、挽救人员生命和财产损失有重大意义。此外, WSN 的自组织性可以改变当前井下网络建设落后于生产需求的局面。

由于煤矿井下巷道是一个狭长的信号传播受限环境^[3], 巷道内空间狭窄, 遍布有支架、电缆和各种管道等, 折射、散射、驻波、多径干扰和非视距传输等因素均会对无线射频信号的传播造成不同程度的影响。针对井下复杂的信道环境, 本文研究了适用于这一特殊环境的 WSN 跟踪系统模型, 提出了结合基于核函数法的指纹匹配算法和粒子滤波的改进跟踪算法。

1 指纹匹配及核函数法

由于矿井下巷道具有一定的传输特性, 而参数估计算法在井下电磁传播受限的环境中有较高的定位误差。与参数估计定位算法相比, 指纹匹配算法直接利用 RSSI 进行匹配定位, 增强了系统的鲁棒性, 提高了定位精度。故本文采用指纹匹配

收稿日期: 2016-03-15; 修回日期: 2016-04-11 基金项目: 内蒙古自治区科技计划项目; 内蒙古自治区自然科学基金项目(2015MS0623)

作者简介: 崔丽珍(1968-), 女, 内蒙古包头人, 教授, 硕士, 主要研究方向为宽带无线通信、无线传感器网络(594618365@qq.com); 吴迪(1988-), 女, 河北廊坊人, 硕士研究生, 主要研究方向为基于 RSSI 的井下无线传感器网络跟踪算法; 赫佳星(1985-), 女, 内蒙古包头人, 硕士, 主要研究方向为宽带无线通信、无线传感器网络; 邬嵩(1990-), 男, 山西忻州人, 硕士研究生, 主要研究方向为井下无线传感器网络分布式目标跟踪算法。

算法获得跟踪算法中的观测值。

1.1 指纹匹配算法

指纹匹配法包括离线训练阶段和在线定位阶段^[4]。在离线阶段,首先在待测区域内部署一个或多个信标节点,并合理地分配多个训练点^[5],然后顺序测得采样点处训练节点向所有信标节点发射的信号强度值,将所有 RSSI 作为指纹信息与其位置信息和 ID 号一同存入数据库中。在线阶段,利用所有信标节点测量到的 RSSI 构建指纹信息,并与之前离线阶段指纹数据库中的信息进行匹配处理^[6],最终计算得到未知节点位置。

对于估计未知目标的位置,有多样指纹匹配法,根据指纹信息特征分为基于确定型的方法和基于概率型的方法^[7]。若未知节点位置不变,尽管发射信号功率相同,由于受井下环境影响及一些人为因素干扰,信标节点接收的信号强度也会产生波动,而匹配指纹信息的概率能更准确估计未知节点的位置。因此,本文采用基于概率型指纹匹配算法。

1.2 基于概率型方法

基于概率型定位算法基本思想是通过条件概率为指纹建立模型,然后通过贝叶斯法则来推算出未知节点的位置信息^[8]。本文方法基于离线阶段每个训练点处 RSSI 分布先验假设和此分布的统计特征,在线阶段利用贝叶斯估计得到未知节点位置的后验概率,并选择后验概率最大的训练点作为其估计位置。由贝叶斯准则可知后验概率如式(1)所示:

$$p(l_i/R_{1,q}) = \frac{p(R_{1,q}/l_i)p(l_i)}{\sum_{i=1}^N p(R_{1,q}/l_i)p(l_i)} \quad (1)$$

其中: $R_{1,q}$ 表示 q 个信标节点接收到的 RSSI 集合,是未知节点的指纹信息; $p(R_{1,q}/l_i)$ 为似然函数^[9],表示在 l_i 处获取 $R_{1,q}$ 的概率, $p(l_i)$ 为先验概率,与具体的行为习惯有关; $\sum_{i=1}^N p(R_{1,q}/l_i)p(l_i)$ 为全概率,可作为归一化常量。故后验概率可近似为

$$p(l_i/R_{1,q}) \propto p(R_{1,q}/l_i)p(l_i) \quad (2)$$

如式(2)所示,后验概率取决于似然函数和先验概率^[10],若先验概率相同则后验概率只由似然函数决定。通常似然函数采用高斯分布的接收信号强度统计模型,如式(3)所示:

$$p(R_{1,q}/l_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left[-\frac{(R_q - \mu)^2}{2\delta^2}\right] \quad (3)$$

鉴于煤矿井下环境易受多径衰落、阴影效应、粉尘等因素影响,RSSI 具有强时变性,高斯分布不能准确反映出 RSSI 分布特征,因此本文采用核函数作为似然函数。

1.3 核函数法

核函数法避免了维数灾难,减小了计算量,其赋予每个训练点的每个样本一个以自身为核心的函数,该位置处的概率分布为权重相等的所有样本对应核函数的总和^[11]。利用核函数法构建的似然函数模型能精确地反映 RSSI 概率分布情况,该模型如式(4)所示:

$$p(R_{1,q}/l_i) = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} K(R_{1,q}, R_n) \quad (4)$$

其中: $K(R_{1,q}, R_n)$ 表示核函数; N_s 表示样本总数; R_n 表示第 n 个样本的 RSSI 指纹信息。常见的核函数有复合核函数、Sigmoid 核函数、高斯核函数(Gaussian kernel)等,考虑到计算复杂度,本文选用高斯核函数,如式(5)所示:

$$K_{\text{Gauss}}(R_{1,q}, R_n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(R_{1,q} - R_n)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (5)$$

其中: σ 为核函数的宽度。若先验概率相同,由式(2)(4)(5)可得到最大后验概率和未知节点的估计位置,分别如式(6)(7)所示:

$$p(l_i/R_{1,q}) \propto \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(R_{1,q} - R_n)^2}{2\sigma^2}\right] \right\} \quad (6)$$

$$(X, Y) = \max[p(l_i/R_{1,q})] \quad (7)$$

2 改进的粒子滤波算法

粒子滤波算法通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本来近似地表示概率密度函数,用样本均值代替积分运算,进而获得系统状态的最小方差估计的过程^[12]。在目标跟踪中,粒子代表了目标状态中的一个样本,滤波是一种数据融合方法,对在线阶段获得的观测值同目标状态预估值相融合来估计目标的真实状态。粒子滤波算法利用非参数化的 Monte Carlo 模拟方法来实现递推贝叶斯估计^[13],不受线性化误差和高斯噪声假定的限制,适用于任何环境下的任何状态空间模型。在井下多干扰因素的环境中,粒子滤波较常用于线性系统中的卡尔曼滤波是更好的选择,更具有实用价值。粒子滤波本质上等效于将概率密度函数进行离散化采样处理,当粒子数足够大时,使用加权粒子集合表征贝叶斯估计的后验概率密度函数可以近似为

$$p(X_{0:k} | Z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (8)$$

其中: $X_{0:k}$ 是 k 时刻表示系统状态的粒子集; $Z_{1:k}$ 是在 k 时刻观测值的集合; N 是粒子总数; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数; w_k^i 是 k 时刻第 i 个粒子的权重。

利用粒子滤波算法进行目标跟踪的关键在于状态空间模型的选择^[14],对于不同的模型,跟踪性能以及算法实现的难易都有很大的差异。针对基于 WSN 的井下巷道特性,本文算法不需要添加额外的硬件设备,在降低硬件开销的同时可以在现有的 WSN 环境下直接应用。本文所采用的跟踪系统状态空间模型通过设计适合井下特殊环境的状态方程和观测方程来构建。

对于状态方程,选择 $X_k^i = (x_k^i, v_{xk}^i, y_k^i, v_{yk}^i)^T$ 为状态向量,其中 (x_k^i, y_k^i) 为 k 时刻第 i 个粒子的位置坐标, (v_{xk}^i, v_{yk}^i) 为 k 时刻第 i 个粒子的速度。本文系统中的状态方程如式(9)所示:

$$X_k^i = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_{k-1}^i + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_k^x \\ a_k^v \\ a_k^y \\ a_k^v \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中: X_{k-1}^i 为 $k-1$ 时刻第 i 个粒子的状态向量; T 为改进粒子滤波算法两次相邻迭代之间的时间间隔; $(a_k^x, a_k^v, a_k^y, a_k^v)$ 是系统状态噪声向量,并且四者两两之间相互独立。

对于观测方程,RSSI 是在 WSN 环境下能直接获得的实时数据,若把 RSSI 直接作为观测值,则观测方程中的函数很难确定,并且由于煤矿井下各种设施繁多,巷道结构、形状和道壁表面的差异均会对射频信号的传播造成干扰,从而引入观测误差,导致跟踪精度低,故利用在 WSN 定位跟踪系统中常用的指

纹匹配算法的定位结果 (x'_k, y'_k) 作为粒子滤波算法的观测值。考虑基于概率方法的定位算法与基于确定型的算法相比具有更强的鲁棒性及更低的定位误差,采用基于核函数法的指纹匹配算法的结果进行粒子滤波具有更优越的跟踪性能。本文综合考虑以上因素,设计如式(10)所示的观测方程:

$$Z_k = \begin{bmatrix} x'_k \\ y'_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} \xi_k^x \\ \xi_k^y \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中: Z_k 为第 k 时刻的观测值, (ξ_k^x, ξ_k^y) 为第 k 时刻系统的观测噪声。通过构造以上状态方程和观测方程,得到计算后验概率 $p(Z_k/X_k^i)$ 的公式如式(11)所示:

$$p(Z_k/X_k^i) = p(x'_k, y'_k/x_k^i, v_{xk}^i, y_k^i, v_{yk}^i) = p(x'_k/x_k^i)p(y'_k/y_k^i) = \frac{1}{2\pi\sigma_{k,x}\sigma_{k,y}} e^{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x'_k-x_k^i)^2}{\sigma_{k,x}^2} + \frac{(y'_k-y_k^i)^2}{\sigma_{k,y}^2}\right]} \quad (11)$$

本文在建立了适用于井下 WSN 环境的状态空间模型的基础上,通过执行以下步骤来实现改进粒子滤波算法:

a) 初始化阶段。考虑到在整个跟踪区域均匀产生初始粒子的常规方法没有利用任何其他信息,是盲目的随机初始化,导致粒子滤波算法经过第一次迭代后有效粒子较少,经过重采样后粒子多样性较低。因此,本文改进算法利用其他可用信息使粒子的有效性和多样性得到提高,在接收到第一个 RSSI 时,首先进行一次指纹匹配算法定位,通过得到的定位结果 (x'_1, y'_1) 来设计粒子的初始化概率分布函数 $p(X_0)$ 。此时,以 $\bar{X}_0 = (x'_1, 0, y'_1, 0)^T$ 为均值来产生初始粒子 X_0^i , 即 $p(X_0) = N(\bar{X}_0, Q_0)$, Q_0 为方差,控制初始粒子的离散程度。经过这样的初始化后就可以进行下面的粒子预测、权重更新、状态估计等粒子滤波算法循环迭代过程。

b) 预测阶段。通过系统状态空间模型中的状态方程式(9),从系统状态转移概率密度 $p(X_k^i/X_{k-1}^i)$ 中抽取新粒子 X_k^i , ($i=1 \dots N$), N 为粒子总数。

c) 权重更新阶段。粒子滤波算法中重要密度函数为 $q(X_k^i/X_{k-1}^i, Z_k)$, w_k^i 为 k 时刻第 i 个粒子的权重, w_{k-1}^i 为 $k-1$ 时刻第 i 个粒子的权重,用递推的贝叶斯估计表示粒子权重如式(12)所示:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(Z_k/X_k^i)p(X_k^i/X_{k-1}^i)}{q(X_k^i/X_{k-1}^i, Z_k)} \quad (12)$$

式(12)中建议分布的选取是实现权重更新的关键,本文算法采用状态转移密度作为建议分布,即 $q(X_k^i/X_{k-1}^i, Z_k) = p(X_k^i/X_{k-1}^i)$, 则简化后的权值更新公式如式(13)所示:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(Z_k/X_k^i) \quad (13)$$

d) 权重归一化阶段。在得到计算权重式的基础上,对粒子权重进行归一化,如式(14)所示:

$$\tilde{w}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i} \quad (14)$$

e) 重采样阶段。粒子滤波算法通过引入重采样方法来解决粒子的退化现象,重采样的思想是去除权重较小的粒子,保留并复制权重较大的粒子。本文采用采样重要性重采样算法(sampling importance resampling, SIR):

$$\sum_{j=0}^{m-1} w_k^j \leq u_i \leq \sum_{j=0}^m w_k^j \quad (15)$$

其中: u_i 服从在 $[0, 1]$ 上的均匀分布。通过式(15)进行搜索找到 m , 同时对 X_k^m 进行复制,将上述样本复制过程进行 N 次得

到新的 N 个粒子,组成新的粒子集,从而保证循环迭代过程中粒子的有效性。

f) 状态估计阶段。首先利用公式 $\hat{X}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i X_k^i$ 获得目标状态 X_k 的估计状态 $\hat{X}_k = (\hat{x}_k, \hat{v}_{xk}, \hat{y}_k, \hat{v}_{yk})^T$, 其中 (\hat{x}_k, \hat{y}_k) 为第 k 时刻的位置估计结果, $(\hat{v}_{xk}, \hat{v}_{yk})$ 为第 k 时刻的速度估计值,然后将步骤 b) ~ f) 反复递推执行实现对每个时刻目标状态的估计,最后通过改进粒子滤波算法得到目标的跟踪轨迹。

3 算法实现

3.1 算法设计

本文提出了基于核函数法的指纹匹配算法与优化粒子滤波算法相结合的改进跟踪算法。由于定位算法的结果是跟踪算法中的观测值,而在以往跟踪算法中常采用确定型定位算法,其在井下复杂多变的巷道环境中的定位精度不能满足粒子滤波算法中的观测误差要求。针对此种情况,为降低观测误差,进而提高跟踪精度,本文结合基于核函数法的指纹匹配算法对粒子滤波跟踪算法进行改进。

由于传统的粒子滤波算法用于跟踪中,通常在初始化阶段,令粒子在初始位置附近一定范围内随机均匀分布,这种初始化方法利用的信息少,在目标真实初始位置附近的粒子较少,为了使得粒子滤波算法的收敛更快,在初始化阶段获得更多的有效粒子数,保证多样性的要求,本文在进行第一次粒子滤波之前采用指纹匹配算法进行定位,利用其定位结果对初始化概率分布进行设计。将基于核函数法的指纹匹配算法结果作为经过初始化优化的粒子滤波算法的观测值,利用改进粒子滤波算法得到目标的运动轨迹,实现对井下目标的跟踪。算法流程如图 1 所示。

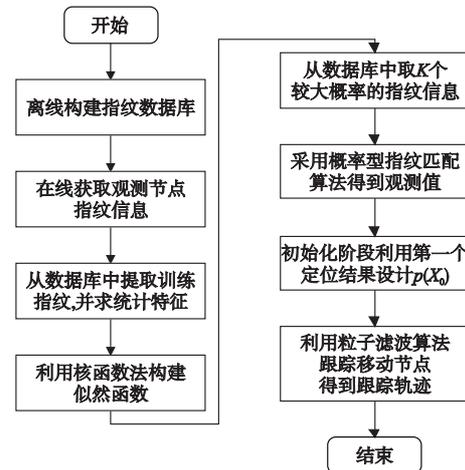


图1 改进粒子滤波算法流程图

3.2 实验环境

由于煤矿巷道为狭窄带状区域,本文实验选择在宽高分别为 3.5 m、3 m 的煤矿井下巷道环境中进行。该实验在相同频率的链路中每隔 20 m 放置一个信标节点,为覆盖整个跟踪区域共设置 4 个信标节点。

实验分为训练阶段和跟踪阶段。在训练阶段,在处于上述环境的狭长区域内,每隔 1 m 采样一次,采样总长度为 80 m。在每个采样点处未知节点向四个信标节点分别发射 50 组 RSSI 数据,并把这些值与其采样点处位置信息一同存入数据库

中,构成离线指纹数据库。在跟踪阶段,本实验为降低人体对 RSSI 的干扰,在测试人员腰部佩戴一个未知节点。4 个信标节点周期性地接收未知节点在移动过程中发送的数据包,并发送到网关节点,通过串口线将数据上传到移动终端,终端调取指纹数据库通过执行改进的粒子滤波跟踪算法,获取未知节点的运动轨迹。具体流程如图 2 所示。

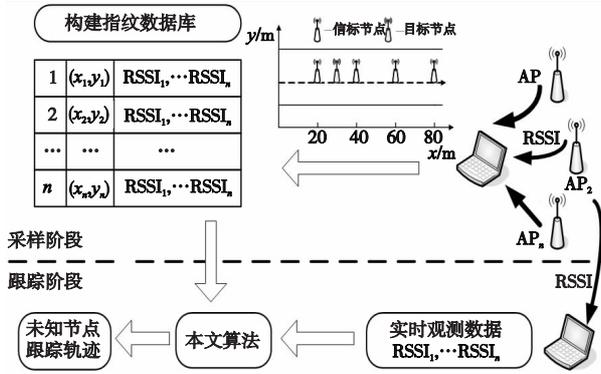


图2 改进粒子滤波跟踪系统流程图

3.3 实验结果分析

为验证本文算法在井下跟踪中的应用效果、可行性及优越性,假设未知节点的初始位置在坐标(0,1.2)处,腰部佩戴一个未知节点的测试人员以 $v_x = 2.5 \text{ m/s}$, $v_y = 0 \text{ m/s}$ 的速度自初始位置沿狭长巷道向前做直线运动,并对测试人员每隔 2 s 进行一次观测, x, y 轴方向上的观测协方差分别为 200 和 40,在改进粒子滤波算法中,设定粒子数为 300 个,进行 1 000 次 Monte Carlo 实验。

由图 3 和 4 可知,在非线性非高斯的井下环境中,随着对测试人员观测次数的增加,在结合基于核函数法的指纹匹配算法的基础上,粒子滤波算法的跟踪效果较优化卡尔曼滤波算法更好。粒子滤波算法的跟踪误差均在 0~4.5 m,其中 90% 的跟踪误差值在 3 m 以下,且低于卡尔曼滤波算法的跟踪误差,证明了粒子滤波算法与概率型指纹匹配算法结合更能保证井下人员的跟踪精度。

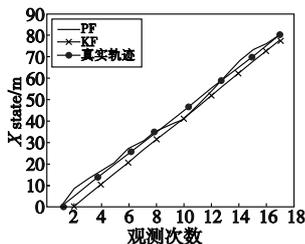


图3 粒子滤波和优化卡尔曼滤波跟踪效果对比

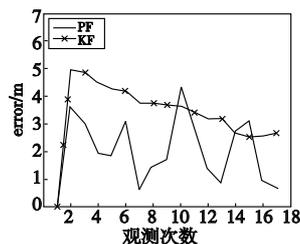


图4 粒子滤波和优化卡尔曼滤波跟踪误差对比

由图 5 和 6 可以看出,本文提出的与基于核函数法的指纹匹配算法相结合的同时进行初始化优化的改进粒子滤波算法在煤矿井下巷道中,比随机初始化的粒子滤波算法可以更有效地对人员实时跟踪,具有更好的收敛性和鲁棒性,更能达到井下人员跟踪精度要求。本文算法的跟踪误差远小于优化算法的误差,且跟踪误差均在 0~4 m,其中 2 m 以下的跟踪误差值占 90%,这也验证了本文改进算法在矿井巷道中更具可行性。

4 结束语

针对煤矿井下巷道特性,在粒子滤波的基础上提出一种改进的目标跟踪算法,将基于核函数法的指纹匹配算法与粒子滤

波相结合在无线传感器网络中对目标进行跟踪。本文算法无须添加费用高昂的网络设备和硬件设备,在实验中削弱了人体对信号的遮蔽效应,克服了狭窄巷道内墙壁的粗糙度和倾斜度引起的部分衰落,有效降低了因环境影响接收信号强而产生的误差,通过提高观测精度来提高跟踪精度,同时通过初始化优化过程,保证粒子的有效性和多样性,大大增强了粒子滤波系统的鲁棒性,进一步提高了跟踪精度。井下巷道实验结果分析表明,本文提出的改进粒子滤波算法的误差控制在合理范围内,满足井下目标跟踪精度要求。本文的改进算法对于煤矿井下跟踪技术研究具有一定的理论和指导意义。

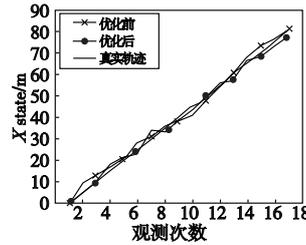


图5 粒子滤波初始化优化前后跟踪轨迹对比

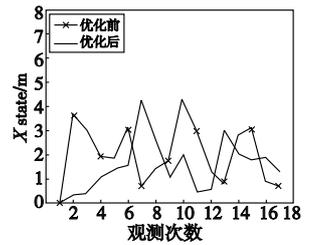


图6 初始化优化前后跟踪误差对比

参考文献:

- [1] 孙继平. 煤矿安全生产监控与通信技术[J]. 煤炭学报, 2010, 35(11): 1925-1929.
- [2] 崔丽珍, 李蕾, 高丽丽, 等. 改进的 RSSI 的煤矿井下定位技术与实现[J]. 矿业安全与环保, 2013, 40(4): 35-38.
- [3] 李论, 丁恩杰, 郝丽娜, 等. 一种改进的煤矿井下指纹定位匹配算法[J]. 传感技术学报, 2014, 27(3): 388-393.
- [4] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system[C]//Proc of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Piscataway: IEEE Press, 2000: 775-784.
- [5] Roos T, Myllymäki P, Tirri H, et al. A probabilistic approach to WLAN user location estimation[J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2002, 9(3): 155-164.
- [6] 赵方, 罗海勇, 马严, 等. 基于公共信标集的高精度射频指纹定位算法[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(2): 243-252.
- [7] Fang S H, Lin T N. A dynamic system approach for radio location fingerprinting in wireless local area networks[J]. IEEE Trans on Communications, 2010, 58(4): 1020-1025.
- [8] Jiang Shengyi, Pang Guansong, Wu Meiling, et al. An improved K-nearest-neighbor algorithm for text categorization[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 1503-1509.
- [9] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [10] 李红春, 赵晓光, 谭民. 无线传感器网络中基于粒子滤波的人员跟踪方法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(6): 807-814.
- [11] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-365, 371.
- [12] 张亚娟, 张天骐, 徐昕, 等. 多径 BOC(n, n) 信号的精确跟踪方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(2): 552-555.
- [13] 杜超, 刘伟宁, 刘恋. 一种基于卡尔曼滤波及粒子滤波的目标跟踪算法[J]. 液晶与显示, 2011, 26(3): 384-389.
- [14] Wei Ying, Li Juanjuan, Wu Di. A particle filter tracking algorithm based on SIFT feature matching[C]//Proc of the 24th Chinese Control and Decision Conference. [S. l.]: IEEE Press, 2012: 1450-1454.