

基于动态环境衰减的粒子滤波室内定位算法

李奕诺, 肖如良*, 倪友聪, 苏小敏, 杜欣, 蔡声镇

(1. 福建师范大学 软件学院, 福州 350117; 2. 大数据分析与应用福建省高校工程研究中心, 福州 350117)

(* 通信作者电子邮箱 xiaoruliang@fjnu.edu.cn)

摘要:针对精确的室内定位中节点受复杂环境的干扰带来因距离相同而位置不同的环境差异,造成定位精度不足和定位稳定性较差的问题,提出了一种新的动态环境衰减因子(DEAF)模型的算法。算法构造 DEAF 模型,且重新定义了其取值方式。在算法中,首先利用粒子滤波算法对接收到的信号强度(RSSI)进行平滑处理;然后利用 DEAF 模型计算目标节点的估计距离;最后用三边测量法求出目标节点的坐标。通过与几种常用的滤波模型进行对比实验,得出这种动态环境衰减模型结合粒子滤波的算法能很好地调和不同位置带来的环境噪声差异,算法使定位平均误差降到 0.68 m 左右,且在室内定位中有较高的定位精度和较好的稳定性。

关键词:动态环境衰减因素;粒子滤波;接收信号强度;三边测量法;室内定位

中图分类号: TP319 **文献标志码:** A

Indoor positioning algorithm with dynamic environment attenuation based on particle filtering

LI Yinuo, XIAO Ruliang*, NI Youcong, SU Xiaomin, DU Xin, CAI Shengzhen

(1. Faculty of Software, Fujian Normal University, Fuzhou Fujian 350117, China;

2. Fujian Provincial University Engineering Research Center of Big Data Analysis and Application, Fuzhou Fujian 350117, China)

Abstract: Due to the problem that the nodes having the same distance but different position in the complex environment, brings shortage to accuracy and stability of indoor positioning, a new indoor positioning algorithm with Dynamic Environment Attenuation Factor (DEAF) was proposed. This algorithm built a DEAF model and redefined the way to assume the value. In this algorithm, particle filtering method was firstly used to smooth the Received Signal Strength Indication (RSSI); then, the DEAF model was used to calculate the estimation distance of the nodes; finally, the trilateration was used to get the position of the target node. Comparative experiments had been done using several filtering models, and the results show that this dynamic environment attenuation factor model combined with particle filtering can resolve the problem of the environment difference very well. This algorithm reduces the mean error to about 0.68 m, and the result has higher positioning accuracy and good stability.

Key words: Dynamic Environment Attenuation Factor (DEAF); particle filtering; Received Signal Strength Indication (RSSI); trilateration; indoor positioning

0 引言

随着社会的发展,人员和物品的位置信息越来越受到人们的重视。现有定位技术包括全球定位系统(Global Positioning System, GPS)定位、Wi-Fi 定位技术应用到室内都有一定的局限性,例如,GPS 定位信号无法穿透建筑物,造成室内定位精度不高;Wi-Fi 定位信号容易受到其他信号的干扰,也会对定位精度造成影响。无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)作为一种全新的信息获取和处理技术^[1],有着广泛的应用领域,其中,传感器节点的定位技术是无线传感器网络中关键的支撑技术之一。在实际应用中,节点位置信息的准确性直接关系到传感器节点采集到信息的有效性。作为无线通信技术的一种,无线射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)技术已被证明在人员和物品定

位的应用中具有较强的优势^[2],无论从技术层面还是实际配置层面考量,它都可以弥补 GPS 定位和 Wi-Fi 定位在室内应用的不足,因此,RFID 具有更广泛的应用。

根据定位过程中是否需要测量源节点和目标节点之间的距离,可以把定位算法分为两大类:基于距离(range-based)的定位算法和距离无关(range-free)^[3]的定位算法。基于距离的定位通过测量源节点和目标节点之间的距离或角度,然后利用三边测量或三角测量计算出目标节点的位置坐标。基于距离的定位算法有很多种,主要有比较接收信号强度(Received Signal Strength Indication, RSSI)、比较到达时间(Time Of Arrival, TOA)、时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)和到达角度(Angle-of-Arrival, AOA),其中,以 TDOA 和 RSSI 测距定位最为常用。

然而,在实际应用过程中发现,复杂的环境对无线信号有

收稿日期:2015-04-20;修回日期:2015-05-28。

基金项目:教育部规划基金资助项目(11YJA860028);福建省科技计划重大项目(2011H6006)。

作者简介:李奕诺(1989-),男,河南驻马店人,硕士研究生,主要研究方向:机器学习;肖如良(1966-),男,湖南娄底人,教授,博士,CCF 会员,主要研究方向:算法设计与分析、软件工程;倪友聪(1975-),男,安徽合肥人,副教授,博士,主要研究方向:软件工程;苏小敏(1994-),女,安徽亳州人,主要研究方向:算法设计;杜欣(1979-),女,新疆石河子人,副教授,博士,主要研究方向:算法设计与分析;蔡声镇(1954-),男,福建泉州人,教授,主要研究方向:嵌入式系统。

着强烈的干扰作用,导致测得的信号强度值和理论值有较大误差。有效地解决这个挑战性困难问题是获得高精度位置信息的关键,需要对接收到的信号强度值进行一定的预处理。

针对复杂环境这一挑战性困难,国内外已有大量的研究工作。采用不同的模型和不同的预处理方法也会得到不同的定位精度和稳定性。在模型选择方面,Bahl 等^[4]构造了墙壁衰减因子(Wall Attenuation Factor, WAF)模型,充分考虑了建筑空间布局对定位性能的影响。林景栋等^[5]采用简化的无线电波传播模型,该模型可以达到一定的定位精度,但是随着信标节点分布情况的不同,该模型定位精度和稳定性有较大波动。石为人等^[6]使用了定值环境衰减因子模型,由于其取值为定值,所以对目标节点的环境补偿不能很好地适应位置的变化。在数据处理方面,Yu 等^[7]利用牛顿插值多项式代替线性插值来计算目标节点的 RSSI 值,该方法虽然提高了定位精度,但却产生很大的时间复杂性。朱宇佳等^[8]采用支持向量机多分类方法把目标节点的 RSSI 值归于若干类中的某一类中进行处理,该算法定位精度有一定提高,但由于需要离线采集数据,故其适应环境变化的能力不强。张正华等^[9]采用优化加权质心定位算法,定位精度在 0.5 ~ 2.2 m;肖如良等^[10]首先应用卡尔曼滤波平滑了随机误差,然后用中位加权方法抑制了显著误差,其误差在 0.81 ~ 1 m。Bekkali 等^[11]结合卡尔曼滤波技术处理接收到的 RSSI 值,并采用多标签构成一种映射的方式,其误差在 0.5 ~ 5 m,稳定性很差。

以上诸多工作应对这一挑战性困难的解决方案在精度与稳定性方面还有待进一步探索,考虑到复杂环境中因距离相同而位置不同带来的环境差异,本文拟引入一种动态环境衰减因子(Dynamic Environment Attenuation Factor, DEAF),试图去构建动态环境衰减因子模型,利用粒子滤波算法对接收到的信号强度进行平滑处理,最后用三边测量方法求出目标节点的坐标。

1 动态环境衰减模型

无线信号传播理论模型主要有自由空间模型(free space propagation model)^[12]和对数-距离分布模型(log-distance distribution model)^[13]。由于实际中环境的复杂性与节点性能的分散性,自由空间无线传播路径损耗与理论值不很相符,另外,研究表明信号的长距离衰减特性服从对数正态分布,故常用的是对数-距离衰减模型。

对数-距离分布衰减模型:

$$Loss(d) = Loss(d_0) + 10n \lg(d/d_0) + X_\sigma \quad (1)$$

其中: n 是路径衰减因子,表明路径损耗随距离增长的速率,其值范围一般在 2 ~ 6; d_0 为参考距离, d 为实际目标节点与源节点的距离; $Loss(d)$ 表示经过了距离 d 后的路径损耗; X_σ 是一个均值为 0 的高斯分布变量,在理想环境下其值为 0。

由于该模型中 $Loss(d)$ 表示的是经过距离 d 后的路径损耗,而在实验中测得的 RSSI 值为目标节点与源节点之间距离为 d 时的信号强度,将对数-距离分布模型转换为对应的 RSSI 结果模型形式为:

$$RSSI = A - 10n \lg(d) - X_\sigma \quad (2)$$

其中: A 为目标节点与源节点之间的距离为 1 m 时测得的信号强度。

研究表明,目标节点放置的不同位置的环境对信号强度

有很强的干扰作用,即相同距离 d 的情况下,不同位置的周围环境差别很大,且路径衰减因子 n 与路径长度并非成线性关系,为了补偿这种干扰带来的误差,这里引入了动态环境衰减因子(DEAF) 代替 X_σ ,把式(2) 改写为:

$$RSSI = A - 10n \lg(d) - DEAF \quad (3)$$

一方面,DEAF 的取值跟 A 值和目标节点所放置的位置有关,它会随着目标节点位置的移动而变动;另一方面,在复杂环境中,相同位置不同时刻亦存在环境差异,它亦会随着时间不同带来的环境改变而不断调整。这里定义其取值如下:

$$DEAF = (3A - R1 - R2 - R3)/L \quad (4)$$

这里 $R1$ 、 $R2$ 、 $R3$ 分别为从 3 个源节点测得的目标节点的接收信号强度, L 为空间对角线长度的一半。

2 粒子滤波理论

粒子滤波通过非参数化的蒙特卡洛(Monte Carlo) 模拟方法来实现递推贝叶斯滤波^[14],适用于任何能用状态空间模型描述的非线性系统,其精度可以逼近最优估计。其基本原理是通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本,对概率密度函数 $p(x_k | y_k)$ 进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态的最优估计。

在目标跟踪问题中,动态系统的状态空间模型可描述为:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + u_{k-1} \\ y_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (5)$$

其中: $f(\cdot)$ 、 $h(\cdot)$ 分别为状态转移方程与观测方程, x_k 为系统状态, y_k 为观测值, u_k 为过程噪声, v_k 为观测噪声。

粒子滤波包含预测和更新两个阶段。预测过程利用系统模型预测状态的先验概率密度,更新过程则利用最新的测量值对先验概率密度进行修正,得到后验概率密度。

假设已知 $k-1$ 时刻的概率密度函数为 $p(x_{k-1} | y_{k-1})$,粒子滤波具体过程如下。

1) 预测过程。由 $p(x_{k-1} | Y_{k-1})$ 得到 $p(x_k | Y_{k-1})$:

$$p(x_k | Y_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) dx_{k-1} \quad (6)$$

2) 更新过程。由 $p(x_k | Y_{k-1})$ 得到 $p(x_k | Y_k)$:

$$p(x_k | Y_k) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1})}{p(y_k | Y_{k-1})} \quad (7)$$

其中, $p(y_k | x_k)$ 表示当前状态为 x_k 时,得到观测值为 y_k 的概率值,可由观测噪声概率密度函数求出, $p(x_k | x_{k-1})$ 可由过程噪声概率密度函数求出。

目标状态的最优估计值可由后验概率密度函数进行计算,通常根据极大后验(Maximum A Posteriori, MAP) 准则或最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE) 准则,将具有极大后验概率密度的状态或者条件均值作为系统的最优估计值。

基于本章的粒子滤波理论和第 1 章的动态环境衰减模型,本文提出了一种基于动态环境衰减模型的粒子滤波(Particle Filter and Dynamic Environment Attenuation Factor Model, PF-DEAFM) 室内定位算法。

3 动态环境衰减的 PF-DEAFM 室内定位算法

PF-DEAFM 算法的基本思想是:基于动态环境衰减模型,并结合粒子滤波进行室内定位计算。它利用标准粒子滤波器

结合残差重采样的方法对接收信号强度进行预处理,再用预处理后的 RSSI 值计算动态环境衰减因子。PF-DEAM 算法的主要步骤如下。

步骤 1 从状态空间中按均匀分布随机采取 N 个粒子作为粒子滤波的采样粒子;

步骤 2 利用新的观测值计算每一采样粒子的权重,且把权重归一化,计算当前时刻的状态估计值;

步骤 3 计算重要粒子个数,判断是否需要重采样,若需要,进行残差重采样;

步骤 4 由 RSSI 最优估计值计算当前时刻当前位置目标节点的动态环境衰减因子;

步骤 5 根据动态环境衰减模型计算目标节点到三个源节点的距离;

步骤 6 利用三边测量算法计算目标节点的二维坐标。

PF-DEAM 算法的流程如图 1 所示。

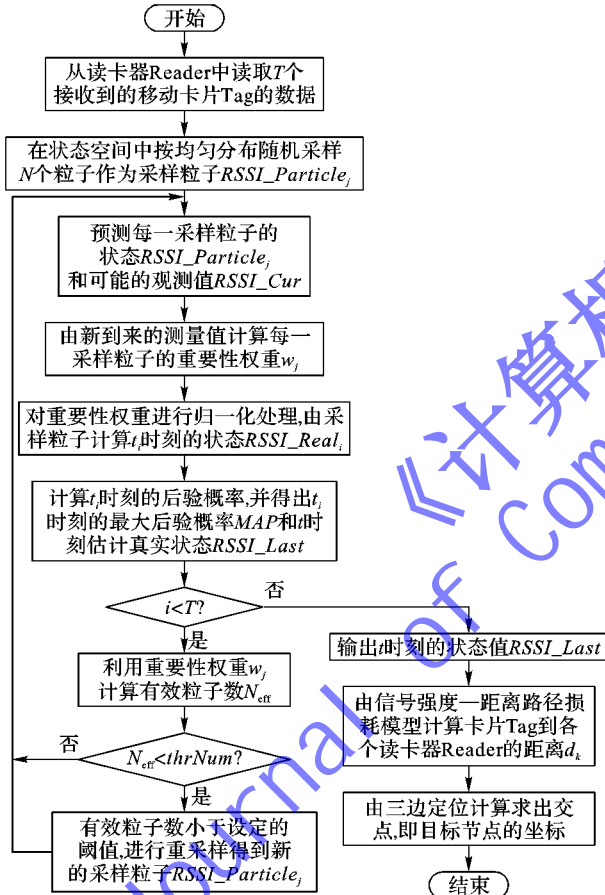


图1 PF-DEAM 算法室内定位流程框架

从对获得的信号强度数据进行预处理到利用对数-距离分布模型计算目标节点和锚节点之间的距离,再到利用三边测量算法计算目标节点的二维坐标,本算法一共分为 3 部分。

3.1 粒子滤波对 RSSI 值的处理

实际环境存在遮挡、多径及干扰等因素, RSSI 测距的精度不高。由于粒子滤波要从后验概率密度函数 $p(x_k | Y_k)$ 中采样粒子,而实际中后验概率密度难以获得或者难以解析,都导致粒子滤波无法进行。这里采用标准粒子滤波对实际测得的 RSSI 值进行预处理,用到的重要性密度函数为先验概率密度,即从先验概率密度 $p(x_k | x_{k-1})$ 中采样粒子。

粒子滤波预处理的主要步骤如下。

1) 由于开始真实状态未知,故初始化要从真实的状态空间中按照均匀分布采样 500 个粒子: $RSSI_Particle_{j \dots N}$, 其中, $N = 500$ 。

2) 从重要性密度函数中采样真实状态粒子,即要把得到的采样粒子代入状态转移方程 $x_k = f(x_{k-1}) + u_{k-1}$ 中,即求出当前每一个采样粒子的真实状态值 $RSSI_Particle_{j \dots N}$ 。

3) 把由重要性密度函数中采样得到的粒子代入观测方程 $y_k = h(x_k) + v_k$ 计算每一个粒子当前时刻的预测值。

4) 当 k 时刻测得值 $RSSI_Measure_k$ 到来后,计算每一个采样粒子的重要性权重 w_j ,并归一化 w_j^* 。由采样粒子的真实值计算 k 时刻系统状态的真实值:

$$RSSI_k = \sum_{j=1}^N w_j^* \times RSSI_Particle_{1j} \quad (8)$$

5) 计算当前时刻最大后验概率密度,把具有最大后验概率密度的系统状态值作为最优状态值 $RSSI_Last$ 。后验概率密度 $p(x_k | Y_k)$ 可以近似逼近为:

$$p(x_k | Y_k) = \sum_{j=1}^N w_j^* \times \delta(RSSI_k - RSSI_Particle_{1j}) \quad (9)$$

6) 重采样。由于标准粒子滤波算法存在权值退化的现象,即迭代一定次数后,采样粒子只有极少数具有较大权值,其余粒子权值可以忽略不计,造成大量计算浪费在计算权值较小的粒子上,故要重采样舍弃权值较小的粒子,代之以权值较大的粒子。这里采用的重采样算法为残差重采样^[15]。在重采样之前需要计算重要粒子个数:当重要粒子个数小于预先设定的阈值 $thrNum$ 时,才进行重采样;否则,不进行重采样。计算重要粒子个数的公式如下:

$$N_{eff}w \approx 1 / \left[\sum_{j=1}^N (w_j^*)^2 \right] \quad (10)$$

7) $k = k + 1$, 返回第 2) 步。

3.2 动态环境衰减因子与目标节点距离的计算

在利用粒子滤波对接收信号强度值进行预处理之后,可以得到目标节点到每个源节点的 RSSI 值。在利用三边测量算法求质心坐标之前,还需要计算当前时刻当前位置下的动态环境衰减因子。由第 1 章可知,本实验中 DEAF 并不是一个定值,其值根据目标节点的位置变化而变化,其值为:

$$DEAF = (3A - RSSI_Last_1 - RSSI_Last_2 - RSSI_Last_3) / L \quad (11)$$

其中: $RSSI_Last_i$ ($i = 1, 2, 3$) 为 3.1 节求出的目标节点的三组状态值; L 为实验环境空间对角线长度的一半。

由式(3)可以导出求距离的公式:

$$d = 10^{\frac{A - RSSI - DEAF}{10 \times n}} \quad (12)$$

利用上面的已知信息和式(12)可以计算出目标节点到三个源节点之间的距离 d_i ($i = 1, 2, 3$)。

3.3 利用三边测量算法求坐标

根据 3 个源节点的坐标 $p_1(x_1, y_1)$, $p_2(x_2, y_2)$, $p_3(x_3, y_3)$ 以及目标节点到它们的距离 d_i ($i = 1, 2, 3$), 可以利用三边测量算法^[16] 求出目标节点的平面坐标。假设目标节点的坐标可以表示为 $p(x, y)$, 则目标节点到三个源节点的距离可以表示为:

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = d_2^2 \\ (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 = d_3^2 \end{cases} \quad (13)$$

令 $r_i^2 = d_i^2 - x_i^2 - y_i^2, i = 1, 2, 3; M^2 = x^2 + y^2$

则式(13)可以化为:

$$\begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ -2x_3 & -2y_3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ M^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1^2 \\ r_2^2 \\ r_3^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\text{令 } Q = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ -2x_3 & -2y_3 & 1 \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} x \\ y \\ M^2 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} r_1^2 \\ r_2^2 \\ r_3^2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

式(14)可改写为: $Q\theta = b$

可得最小二乘解: $\theta = (Q^T Q)^{-1} Q^T \times b$

最终 θ 中的 (x, y) 就是求出的目标节点的坐标。

4 实验验证与分析

4.1 实验环境

为了证实该算法在复杂的室内环境具有良好的精确度和稳定性,选择电脑信号干扰多、人员走动频繁、物品摆设多的软件大楼506-A实验室作为测试场所。

测试硬件包括1个定位激发器(携带多个天线)、1台计算机、3个读卡器(即源节点)和若干移动卡片(即目标节点)。定位激发器是SYEXSI-LF1,工作频率是125 kHz,数据接口是RS485,激发距离是0.5~10.0 m,工作环境是-20~65°C,5~95% RH。PC机是处理器为Inter Core 2 Duo E7500 2.93 GHz,内存为三星DDR3,速度为1067 MHz的Lenovo启天M710E。读卡器是频率2.40~2.48 GHz,频道316,信号强度0~255,信号质量0~255,通信速率是2400 b/s~1152000 b/s的XT200。实验室的环境和读卡器的位置,如图2所示。

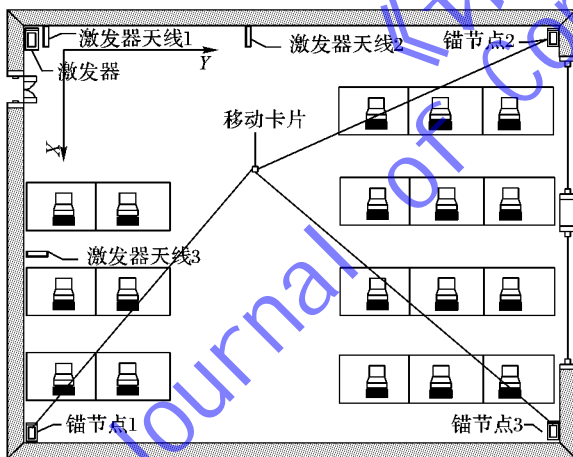


图2 实验配置拓扑

在电脑上读取从定位标签发出来的信号信息的PC软件是Xtivity_XT200_V7 V0109.exe以及对其进行调参的MDNET_Tools_V0184.exe,这两个软件是由Xtivity公司为Xtivity软件配套工具。

测试的流程是从定位标签发送信号到读卡器,利用PC上的Xtivity_XT200_V7 V0109读取信号信息,关键就是RSSI,因此下面设定定位标签每秒发送10个RSSI值,本文取前5s的50个RSSI值进行预处理。同时在10个不同的时间点以及不同的位置获取实验的数据,即进行了10次随机实验进行了对比实验。

坐标系设计如下:左上角为原点 $O(0,0)$,往右方向是 y 轴正向,平面中垂直的另一个方向是 x 轴正向,如图2。三个读卡器坐标分别为 $(6.68,0)$ 、 $(0.4,8.33)$ 、 $(6.3,8.33)$ 。

4.2 实验结果分析

为了验证该算法的性能,这里进行了一系列的实验。在均采用对数-距离分布模型的基础上,按照均值滤波、中位加权滤波、卡尔曼滤波和粒子滤波四种不同的滤波模型对数据进行预处理,再利用相同的三边测量算法求出目标节点的坐标。通过计算目标节点的估计坐标和真实坐标之间的距离,得到定位误差,比较粒子滤波和另外三种滤波模型的性能,同时也对引入动态环境衰减因子和未引入衰减因子的两种模型进行对比。

在采集数据时,为了充分体现4种不同滤波模型在不同环境下的性能,这里按照3种情况采集到3组数据。其中第1组为环境噪声较大的数据(位置1、位置6、位置10),即人员在目标节点周围不停走动,增大干扰;第2组为环境噪声较小的数据(位置2、位置5、位置9),即选择实验环境人员较少和终端启动均较少时测得的数据,减少干扰;第3组为正常实验环境下测得的数据。采用这3组不同数据,可以更直接地验证4种滤波模型的定位精度和稳定性。

图3和图4均为4种滤波方式10次实验的误差分析。图3是采用引入了环境衰减因素模型的实验结果,图4是未引入环境衰减因素(Environment Attenuation Factor, EAF)模型的实验结果。

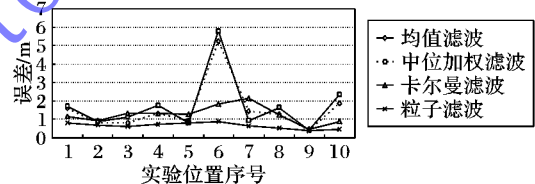


图3 4种模型的10次实验结果比较

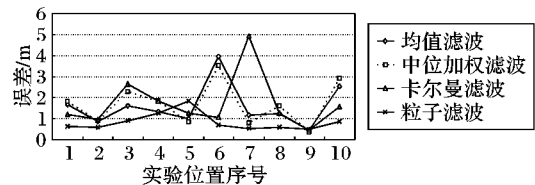


图4 EAF为0时4种模型的10次实验结果比较

从图3中可以看出:1)稳定性方面,4种滤波模型在不同噪声下的定位稳定性有很大差异,其中均值滤波和中位加权滤波在不同噪声影响下的定位误差波动较明显;卡尔曼滤波定位稳定性次之;粒子滤波定位稳定性最好。2)精度方面,在利用添加人为干扰的第一组数据的定位中,粒子滤波表现出了较高的定位精度,10次定位误差均值达到0.68 m左右;由于添加了人为噪声,其余3种滤波模型的定位精度则不是很理想,尤其是在位置6,均值滤波和中位加权滤波的定位精度很差。而在利用干扰较小的数据的定位中,从位置2、位置5、位置9可以看出,4种模型的定位精度均较好。这里表明粒子滤波适应不同噪声的能力优于另外3种滤波模型。

结合图3和图4可以发现,无论是从精度还是从稳定性上看,动态环境衰减因子模型的定位性能比一般模型的效果好。由于相同距离不同位置受到的环境噪声有很大差异,添加环境衰减因子能更好地调和不同位置带来的环境噪声差

异。如果不添加环境衰减因子或者把环境衰减因子设为定值,从图4可以看出,在某些位置的定位性能较好,移动到其位置时性能变化很大,也即是不能很好地适应环境的变化。本文引入的环境衰减因子是一个变值,随着目标节点的位置变动而变动,具有很强的灵活性。因此,在粒子滤波的基础上,动态环境衰减模型对精度和稳定性作了很大的贡献。

5 结语

本文的算法有两个明显的优势:一是构造了动态环境衰减因子模型,并使动态环境衰减因子的取值随着目标节点的移动而变动,从而很好地调和了由于不同位置带来较大环境差异的影响。二是采用粒子滤波的方式对数据进行预处理,由于粒子滤波适应模型与环境的能力较强,在处理程度不同的噪声影响的数据时性能较好。结合以上两点,本文算法才可以得到比较好的定位精度和稳定性。但是,在求目标节点的坐标时,本文只用到了源节点的二维坐标,忽略了高度带来的影响,在一定程度上造成定位偏差,这也是本文以后需要改进的地方。

参考文献:

- [1] WANG L, XU L, BI Z, *et al.* Data cleaning for RFID and WSN integration [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, 10(1): 408–418.
- [2] ZHOU D. Research on indoor positioning system based on radio frequency identification [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2013: 9–20. (周惇. 基于射频识别的室内定位系统研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2013: 9–20.)
- [3] ADNAN T, DATTA S, MacLEAN S. Efficient and accurate sensor network localization [J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2014, 18(4): 821–833.
- [4] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system [EB/OL]. [2015-01-21]. <http://research.microsoft.com/pubs/68671/infocom2000.pdf>.
- [5] LIN J, XIAO X. An indoor location algorithm based on the wireless network node similarity [J]. *Control Engineering of China*, 2012, 19(1): 106–109. (林景栋, 萧绪泉. 基于无线网络节点相似度的室内定位算法[J]. 控制工程, 2012, 19(1): 106–109.)
- [6] SHI W, XIONG Z, XU L. In-building RSSI-based user localization algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(17): 232–235. (石为人, 熊志广, 许磊. 一种用于室内人员定位的 RSSI 定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(17): 232–235.)
- [7] YU C, ZHANG J, DONG Y, *et al.* Realization on indoor positioning in basis of reference tag [J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2014, 12(5): 494–496.
- [8] ZHU Y, DENG Z, LIU W, *et al.* Multi-classification algorithm for indoor positioning based on support vector machine [J]. *Computer Science*, 2012, 39(4): 32–35. (朱宇佳, 邓中亮, 刘文龙, 等. 基于支持向量机多分类的室内定位系统[J]. 计算机科学, 2012, 39(4): 32–35.)
- [9] ZHANG Z, DAI L, LI J, *et al.* Research on optimization weighted centroid localization algorithm based on RSSI [J]. *Electronic Design Engineering*, 2013, 21(7): 171–173. (张正华, 戴磊, 黎家文, 等. 基于 RSSI 的优化加权质心定位算法研究[J]. 电子设计工程, 2013, 21(7): 171–173.)
- [10] XIAO R, LI Y, JIANG S, *et al.* Indoor positioning based on Kalman filter and weighted median [J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(12): 3387–3390. (肖如良, 李奕诺, 江少华, 等. 基于卡尔曼滤波与中位加权的定位算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(12): 3387–3390.)
- [11] BEKKALI A, SANSON H, MATSUMOTO M. RFID indoor positioning based on probabilistic RFID map and Kalman filtering [C]// *Proceedings of the 2007 3rd IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*. Piscataway: IEEE, 2007: 21–21.
- [12] STOYANOVA T, KERASIOTIS F, PRAYATI A, *et al.* A practical RF propagation model for wireless network sensors [C]// *Proceedings of the 2009 3rd International Conference on Sensor Technologies and Applications*. Piscataway: IEEE, 2009: 194–199.
- [13] YAN X, QIAN H, SHI W, *et al.* A weighted location algorithm using statistics median [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2011, 31(8): 120–123. (严筱永, 钱焕延, 施卫娟, 等. 一种利用统计中值的加权定位算法[J]. 传感器与微系统, 2011, 31(8): 120–123.)
- [14] HU S, JING Z. Overview of particle filter algorithm [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(4): 361–366. (胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361–366.)
- [15] FENG C, WANG M, JI Q. Analysis and comparison of resampling algorithms in particle filter [J]. *Journal of System Simulation*, 2009, 21(4): 1101–1105. (冯驰, 王萌, 汲清波. 粒子滤波器重采样算法的分析与比较[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(4): 1101–1105.)
- [16] WANG X, LIU J. Indoor three-dimension location algorithms based on RSSI ranging [J]. *Communication and Information Processing*, 2011, 30(7): 63–65. (王晓旭, 刘金桂. 基于 RSSI 测距的室内三维定位算法[J]. 自动化技术与应用, 2011, 30(7): 63–65.)
- [9] LI T, PEI T, YUAN Y, *et al.* A review on the classification, patterns and applied research of human mobility trajectory [J]. *Progress in Geography*, 2014, 33(7): 938–948. (李婷, 裴韬, 袁烨城, 等. 人类活动轨迹的分类, 模式和应用研究综述[J]. 地理科学进展, 2014, 33(7): 938–948.)
- [10] XU S, ZHANG H, YANG Z, *et al.* GPS measurement principle and application [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2008: 157–158. (徐绍铨, 张华海, 杨志强. GPS 测量原理及应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2008: 157–158.)
- [11] ZHANG Q, LI J. GPS measurement principle and application [M]. Beijing: Science Press, 2005: 180–181. (张勤, 李家权. GPS 测量原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 180–181.)
- [12] VENESS C. Calculate distance, bearing and more between latitude/longitude points [EB/OL]. [2015-01-22]. <http://www.movable-type.co.uk/scripts/latlong.html>.
- [13] AMINI A, KUNG K, KANG C, *et al.* The differing tribal and infrastructural influences on mobility in developing and industrialized regions [EB/OL]. [2015-01-23]. http://www.mit.edu/~amini/portfolio/pub/ivory_netmob.pdf.

(上接第 2456 页)