计算机科学
COMPUTER SCIENCE

基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合室内定位技术

周楚霖, 陈敬东, 黄凡

引用本文

周楚霖, 陈敬东, 黄凡. 基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合室内定位技术[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 606-611.

ZHOU Chu-lin, CHEN Jing-dong, HUANG Fan. WiFi-PDR Fusion Indoor Positioning Technology Based on Unscented Particle Filter[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 606-611.

相似文章推荐（请使用火狐或 IE 浏览器查看文章）

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

基于多层次多视角的图注意力 Top-N推荐方法

Top-N Recommendation Method for Graph Attention Based on Multi-level and Multi-view

计算机科学, 2021, 48(4): 104-110. https://doi.org/10.11896/jsjkx.200800027

基于近端策略优化的 RFID 室内定位算法

RFID Indoor Positioning Algorithm Based on Proximal Policy Optimization

计算机科学, 2021, 48(4): 274-281. https://doi.org/10.11896/jsjkx.200300028

基于 ARIMA 模型的 RFID 室内相对位置定位算法

RFID Indoor Relative Position Positioning Algorithm Based on ARIMA Model

计算机科学, 2020, 47(9): 252-257. https://doi.org/10.11896/jsjkx.200400038

基于异步优势动作评价的 RFID 室内定位算法

RFID Indoor Positioning Algorithm Based on Asynchronous Advantage Actor-Critic

计算机科学, 2020, 47(2): 233-238. https://doi.org/10.11896/jsjkx.190100070

动态自适应的多雷达信息加权融合方法

Dynamic Adaptive Multi-radar Tracks Weighted Fusion Method

计算机科学, 2020, 47(11A): 321-326. https://doi.org/10.11896/jsjkx.2004000145

计算机科学 COMPUTER SCIENCE
http://www.jsjkx.com
DOI:10.11896/jsjkx.210700108

基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合室内定位技术

周楚霖　陈敬东　黄　凡
武汉数字工程研究所　武汉 430000

摘　要　为提高室内定位的精度和稳定度,文中提出了一种基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合的室内定位方法。为降低室内复杂环境对 WiFi 定位的影响,采用加权路径损失算法改善 WiFi 定位;为降低行人航迹推算误差累积效应,通过设定参考值划分行走周期并对加速度数据进行平滑降噪处理,提高了步数计量的精度;在改进 WiFi 和 PDR 定位的基础上,提出使用无迹粒子滤波融合定位方法,并对粒子滤波进行抗差自适应优化,提高其鲁棒性。实验仿真结果表明该方法可以有效提高室内定位的精度和稳定性。

关键词:无迹粒子滤波;WiFi 定位;PDR;室内定位;信息融合
中图法分类号　TP391.9

WiFi-PDR Fusion Indoor Positioning Technology Based on Unscented Particle Filter

ZHOU Chu-lin,CHEN Jing-dong and HUANG Fan
Wuhan Digital Engineering Research Institute,Wuhan 430000,China

Abstract　In order to improve the accuracy and stability of indoor positioning,this paper proposes an indoor positioning method based on WiFi-PDR fusion without trace particle filter. In order to reduce the influence of indoor complex environment on WiFi positioning,the weighted path loss algorithm is used to improve WiFi positioning. To reduce the cumulative effect of pedestrian track estimation errors,the walking period is divided by setting reference values and the acceleration data is smoothed and noise-reduced to improve the accuracy of step measurement. On the basis of improving WiFi and PDR positioning,a fusion positioning method using unscented particle filter is proposed,and the particle filter is optimized for robustness and adaptive to improve its robustness. Experimental simulation results show that this method can effectively improve the accuracy and stability of indoor positioning.

Keywords　Unscented particle filter,WiFi positioning,Pedestrian Dead Reckoning,Indoor positioning,Information fusion

1　引言

得益于信息技术的发展,如今定位技术已被广泛应用于工业、科研、商业等领域。然而,由于室内空间相对封闭,环境较为复杂,全球定位系统等室外定位导航手段在室内存在着信号易衰减、退化严重等问题,无法满足室内定位的精度要求。目前还没有一种单一的无线定位技术能够同时满足定位准确、实时性高、适应性强、可靠性高和成本低的需求。多传感器融合定位技术通过融合处理多种传感器信息,实现多传感器信息互补和协同工作的效果,从而提高整个系统的可靠性。如今无线网络普及度高且成本较低,基于 WiFi 的定位得到了广泛应用[1-3]。WiFi 定位通常采用指纹定位法[4-5],通过将预先建立起的位置-接收信号强度(Received Signal Strength Indicator,RSSI)特征向量之间的位置指纹数据库与实测点采集到的来自各个无线接入器(Access Point,AP)的 RSSI 相匹配,从而实现定位。但 WiFi 定位精度较依赖于 WiFi 指纹数据库的质量,且室内环境复杂多变,WiFi 指纹数据容易出现波动。另一种广泛应用在移动设备上的定位技术为行走航位推算(Pedestrian Dead Reckoning,PDR)定位,其利用对加速度计得出的加速度值进行二重积分实现针对步数、步长的检测,并结合陀螺仪或电子罗盘的方位信息完成定位[6-9]。但是,许多移动设备内置的惯性传感器精度不高,同时人在行走中肢体可能产生不规律晃动,使得 PDR 存在定位误差且会随时间不断累积,导致长时间连续使用 PDR 定位误差较大。

本文首先改进了 WiFi 定位算法,采用一种基于加权路径损失(Weighted Path Loss,WPL)算法来实现 WiFi 定位。然后改进了 PDR 算法,根据行走周期划分动态设定状态阈值、分界参考值和零参考值,对加速度数据进行预处理以降低传感器噪声和行走中的不规律摆动对精度造成的影响。最后提出使用无迹粒子滤波(Unscented Particle Filter,UPF)算法进行融合定位,并对粒子滤波进行抗差自适应优化,以实现更高精度和鲁棒性的室内定位。实验结果表明,此融合算法在精确度和稳定性的优化上都取得了较好的效果。

2　定位子系统优化

2.1　改进的 WiFi 指纹定位方法

由于室内环境复杂,信号在室内存在复杂的多径现象。本文使用 WPL[10-11]算法实现 WiFi 定位。室内环境中最常用的路径损耗模型是 ITU 自由空间室内路径损失模型[12],它

基金项目:山东省重点研发计划(2020CXGC010701)
This work was supported by the Key R&D Program of Shandong Province,China(2020CXGC010701).
通信作者:周楚霖(952811005@qq.com)

提供了总路径损耗 PL(dBm)和距离 d(m)之间的关系，如式(1)所示：

$$PL=20\log(f)+10\alpha\log(d)+c(k,f)-28 \tag{1}$$

其中，f(MHz)是频率，c 是地面损耗渗透系数，k 是发射端和接收端之间的楼层数，α 是通路损耗指数。由于多径衰落和阴影衰落，信号传播条件会随着室内环境的调整而改变。通常，发射信号的频率为 2.4 GHz，k 取 1。假设所有的发射、接受器都位于同一层，将式(1)中 $20\log(f)-28$ 与 $c(k,f)$ 的总和记为 PL_0。因此，室内路径损失模型可以进一步表示为式(2)：

$$PL(d)=PL_0+10\alpha\log(d) \tag{2}$$

然后根据信号强度计算无线 RSSI 信号从无线网络接入点到接收点强度的权重，进而估计用户位置。假设 S_t^i 是 t 时刻处第 i 个接入点的 RSSI 值，则 S_t^i 可以表示为式(3)[13]：

$$S_t^i=PL_0+10\alpha\log(\boldsymbol{d}_t^i) \tag{3}$$

其中，PL_0 为参考路径损失系数，d_t^i 为 t 时刻第 i 个接入点与接收模块之间的距离，由式(3)得：

$$\boldsymbol{d}_t^i=10^{\frac{S_t^i-PL_0}{10\alpha}} \tag{4}$$

若有 N 个 AP 接入点，则在 t 时刻，接入点和接收模块之间的距离可以用向量$(\boldsymbol{d}_t^1,\boldsymbol{d}_t^2,\boldsymbol{d}_t^3,\cdots,\boldsymbol{d}_t^N)$表示。最后可以根据式(5)来估计每个接入点的权重[14]。

$$\omega_t^i=\frac{1}{\boldsymbol{d}_t^i}\left(\sum_{i=1}^{N}\frac{1}{\boldsymbol{d}_t^i}\right)^{-1} \tag{5}$$

接收模块的位置(x,y)则可以估计为：

$$(x,y)=\sum_{i=1}^{N}\omega_t^i(x_i,y_i) \tag{6}$$

2.2 改进的 PDR 定位方法

PDR 系统包括步数检测算法、步长估计、航向估计和位置估计等。为了检测用户的行进距离，一般是利用类正弦加速度曲线中出现的有效最大峰值和最小峰值个数来检测步数[15]，步长的计算则是通过对该类正弦加速度曲线周期内做二次积分来实现[16]。

2.2.1 行走周期的计算优化

一个行走周期可被划分为静止状态、波峰状态和波谷状态，且人在行走过程中速度的变化会导致加速度曲线的上下偏移[17]，为降低行走周期识别的误差，本文根据加速度曲线的实时变化动态设定状态转换的参数，包括状态阈值、分界参考值和零参考值，如图 1 所示。

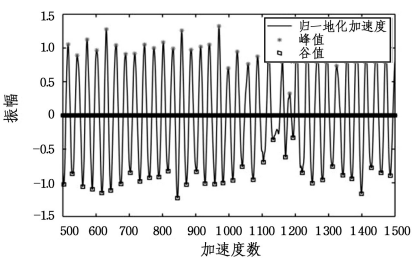


图 1 步态识别中的加速度曲线

Fig. 1 Acceleration curve in gait recognition

首先，根据加速度曲线的实时变化动态设定状态阈值[18]，使用 0.5 作为上下阈值来判定最大和最小峰值。分界参考值是表示各个状态开始和结束的数据点，某个状态只要突破其分界参考值即可认为这个状态结束和下一状态开始。由于人行走中速度的变化，加速度曲线会出现上下偏移的情况，使用零或其他固定值作为零参考值，计算出的速度和步长误差很大。动态设置零参考值可以降低加速度曲线上下偏移带来的误差，保证计算出的速度和步长的准确性[19]。

除此之外，人在行走过程中身体存在不规律的随机摆动，故手持传感器所测数据存在着明显的噪声。针对这点，本文对原始加速度数据进行基于简单移动平均(Simple Moving Averages，SMA)算法的平滑处理以降低噪声干扰。利用简单移动平均算法，将连续的步数采样数据看成一个长度固定为 N 的队列。在新的一次测量后，将上述队列的首数据去掉，其余 $N-1$ 个数据依次前移，并将新的采样数据插入，作为新队列的尾；然后对这个队列进行算术运算，并将其结果作为本次测量的结果，可在一定程度上将加速度曲线上不规则的噪声曲线平滑化，有利于步数计量。

2.2.2 行走步长的计算优化

与传统的加速度曲线二重积分法测量步长不同，本文使用非线性步长估计算法，根据式(7)计算得出单步步长[20]。其中，k 是步长估算参数，分别表示行人行走过程中采集到的最大加速度值和最小加速度值。

$$step_{\text{size}}=k((a_{\max}-a_{\min})\cdot 3.5+\sqrt[4]{a_{\max}-a_{\min}}) \tag{7}$$

对于方向估算，使用陀螺仪和磁强计结合获取。陀螺仪方向测量在短时间测量中效果较好，但由于误差累积效应，不适合长时间测量，而磁强计在长时间测量中效果更佳，但容易受到外部磁场的干扰，导致方位出现较大偏差[21]。因此，PDR 系统利用了磁强计和陀螺仪的互补特性，为短时间和长时间实验都提供了更好的性能和效果。表 1 所列为步长计算优化后的平均步长精度误差对比。

表 1 优化步长计算精度误差对比

Table 1 Accuracy error comparison of optimized step length calculation

步数/步	积分步长计算法/%	步长优化算法/%
50	5.6	3.8
100	7.4	5.6
150	10.1	8.8

3 基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合定位

本文提出采用无迹粒子滤波(UPF)算法融合 WiFi 与 PDR 定位信息实现高精度室内定位。定位系统示意图如图 2 所示。

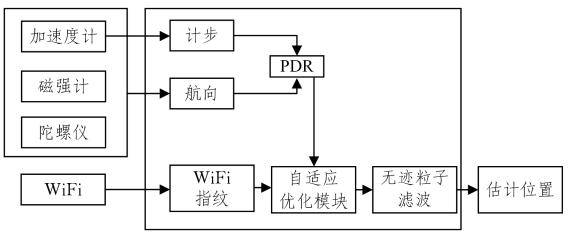


图 2 融合定位系统示意图

Fig. 2 Schematic diagram of fusion positioning system

粒子滤波(Particle Filter，PF)是一种基于 Monte Carlo 仿真的近似贝叶斯滤波算法，其核心是利用一系列离散的采样点来近似系统随机变量的概率密度函数，使积分运算被样本均值所代替。用粒子表示状态的后验分布，从而递推地获得状态变量的预测方程、更新方程以及最小方差估计值[22]。而无迹粒子滤波(UPF)是利用无迹卡尔曼滤波(Unscented Karman Filter，UKF)算法得到粒子滤波的重要性采样密度函

数，从而提高滤波性能[23]。WiFi 指纹的位置信息作为观测数据，PDR 则用于对用户在运动中的动作进行建模。根据实际移动目标运动模型，建立运动系统的状态方程和观测方程，状态方程 x_k 和量测方程 y_k 如式(8)所示：

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}) + Q_k \\ y_k &= h(x_k) + R_k \end{aligned} \tag{8}$$

其中，x_k 和 y_k 都为非线性方程，Q_k 和 R_k 分别为系统过程噪声与观测噪声的协方差矩阵，且系统过程噪声与观测噪声均服从均值为零的正态独立过程。通常假设系统初始状态是任意分布的，均值为 $\bar{x}_0$，协方差矩阵为 $\boldsymbol{P}_0$，则室内移动目标的观测残差方程如式(9)所示：

$$\boldsymbol{V} = y - \hat{y} = y - \boldsymbol{A}\hat{x} \tag{9}$$

其中，$\hat{x}$ 和 $\hat{y}$ 分别为观测状态和观测输出，观测残差独立分布，$\boldsymbol{V}$ 为 n 维残差向量，$\boldsymbol{A}$ 为系统设计矩阵。假设粒子集合为 $H=\{x_i \mid i=1,2,3,\cdots,n\}$，$n$ 为粒子个数。取系统状态空间为 $X=(x_i, y_i, v_x, v_y)^{\mathrm{T}}$，所得到的粒子状态空间为 $X_i=(x_i, y_i, v_{ix}, v_{iy})^{\mathrm{T}}$。其中假设目标在 $k-1$ 时刻的位置坐标为 (x_{k-1}, y_{k-1})，该时间段内行走的距离为 l_k，运动方向与 y 轴的夹角为 θ，则人在 k 时刻的位置坐标如式(10)所示：

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + l_k \cdot \sin\theta \\ y_k = y_{k-1} + l_k \cdot \cos\theta \end{cases} \tag{10}$$

假设 v_x, v_v 为行人在时间间隔 Δt_k 时段内在 x 方向和 y 方向的速度。由于人在正常行走过程中速度的变化是一个渐变的过程，相邻两步间的速度变化较小，因此可以认为 k 时刻的速度与上一时刻的速度近似相等，即：

$$\begin{cases} v_{x,k} = v_{x,k-1} \\ v_{y,k} = v_{y,k-1} \end{cases} \tag{11}$$

考虑到系统噪声，可以得到系统状态方程为：

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_{x,k} \\ v_{y,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ v_{x,k-1} \\ v_{y,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} l_k \cdot \sin\theta \\ l_k \cdot \cos\theta \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma_c \\ \sigma_c \\ \sigma_v \\ \sigma_v \end{bmatrix} \tag{12}$$

其中，σ_c 代表系统状态噪声，σ_v 代表行走速度噪声。当在 k 时刻从 WiFi 指纹获得一个新的观测数据后，利用重要性重采样策略对所有粒子的权重进行更新。权重大的粒子被随机选中的概率较大，反之亦然，从而可保留权重较大的粒子。更新待测点周边粒子权重，其与待测点距离服从高斯分布[17]。

$$d_i = \sqrt{(x_k^i - x_k^k)^2 + (y_k^i - y_k^z)^2} \tag{13}$$

其中，d_i 为粒子 (x_k^i, y_k^i) 与待测点 (x_k^k, y_k^z) 之间的距离。

将粒子的新权值做归一化处理得到：

$$\omega_k^i = \overline{\omega_k^i} \Big/ \sum_{j=1}^{n} \overline{\omega_k^j} \tag{14}$$

根据更新后的粒子状态和粒子权重，计算系统当前状态 $X_k=(x_k, y_k, v_x, v_y, k)^{\mathrm{T}}$ 如式(15)所示，(x_k, y_k) 即为行人当前的位置。

$$X_k = \sum_{i=1}^{n} \omega_k^i \cdot x_k^i \tag{15}$$

4 抗差自适应优化改进 UPF

为了抑制噪声对无迹粒子滤波算法的不良影响，提高滤波鲁棒性，使之适应复杂多变的室内场景[24-25]，本文利用 Markov 距离作为构造新的 M 估计权函数的判别门限，其流程图如图 3 所示。

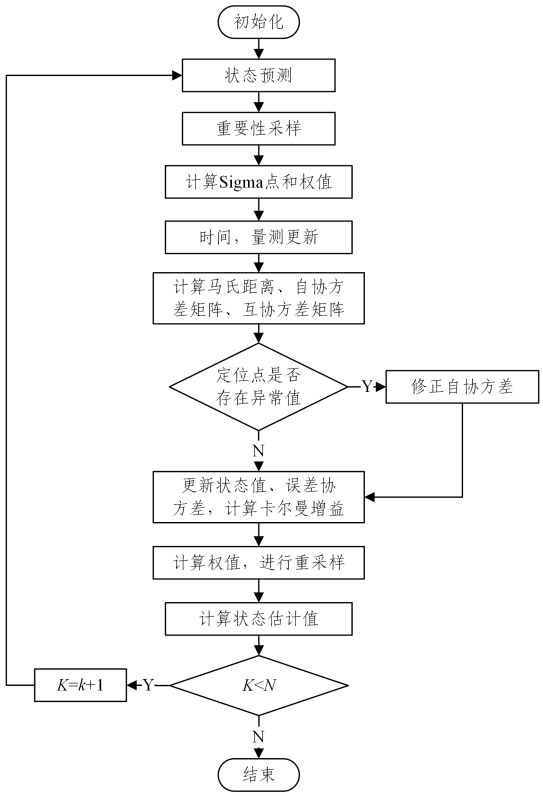


图 3 抗差自适应 UPF 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of robust adaptive UPF algorithm

设 k 时刻系统的观测残差和对应的协方差矩阵如式(16)、式(17)所示：

$$V = y_k - \hat{y}_k = y_k - \boldsymbol{A}\hat{x}_{k|k-1} \tag{16}$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{P}_{V_k} &= \boldsymbol{P}_{yy,k|k-1} \\ &= \sum_{j=1}^{2N} \boldsymbol{W}_j^m [x_{j,k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1}^i] \cdot [x_{j,k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1}^i]^{\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{17}$$

k 时刻对应的 Markov 距离为：$M_k = \sqrt{(y_k - \hat{y}_{k|k-1})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{P}_{yy,k|k-1}^{-1} (y_k - \hat{y}_{k|k-1})}$，由此得新的判决门限 c_k 为：$c_k = M_k^2 = (y_k - \hat{y}_{k|k-1})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{P}_{yy,k|k-1}^{-1} (y_k - \hat{y}_{k|k-1})$。故得到改进后的等价权矩阵 $\overline{\boldsymbol{P}} = p_i w_i$，其中 ω_i 为权因子，权函数如式(18)所示。

$$\omega_i = \begin{cases} 1, & |c_k| \leqslant c_0 \\ \dfrac{c_0}{|c_k|} \left(\dfrac{c_1 - |c_k|}{c_1 - c_0} \right)^2, & c_0 \leqslant |c_k| \leqslant c_1 \\ 0, & c_1 \leqslant |c_k| \end{cases} \tag{18}$$

式(18)表明，当 $|c_k| \leqslant c_0$ 时，不存在异常噪声影响定位点；当 $c_0 \leqslant |c_k| \leqslant c_1$ 时，存在异常噪声影响定位点，利用权函数修正自协方差，进行状态值和误差协方差的更新；当 $c_1 \leqslant |c_k|$ 时，定位点已经受到异常噪声的影响，其权值执行为 0，进行剔除修正处理[26]。

利用上述算法更新粒子滤波观测值 y_k，获得新的 $\dot{y}_k$，获得更新后的状态值 $\hat{x}_k^i$、误差协方差 P_k^i 以及卡尔曼增益 K_k，如式(19)—式(21)所示。

$$\hat{x}_k^i = x_{k|k+1}^i + K_k (y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \tag{19}$$

$$\boldsymbol{P}_k^i = \omega_k^i \boldsymbol{P}_{k|k-1}^i - K_k \overline{\boldsymbol{P}}_{yk,yk} K_k^{\mathrm{T}} \tag{20}$$

$$K_k = \boldsymbol{P}_{xk,yk} (\overline{\boldsymbol{P}}_{yk,yk})^{-1} \tag{21}$$

5 实验及结果分析

实验场景选取主办公楼 4 层部分区域，活动区域包括

走廊和展厅，面积约为 40 m * 13 m。在行进路径上设立了 3 组 AP 进行 WiFi 指纹采集，每隔 1 m 设置一个采样点，每个采样点采集 RSSI 值 5 次。终端设备采用基于 Android 操作系统的小米 8 智能手机，PDR 定位数据采用手机中自带的陀螺仪、加速度计及磁力计检测得出。为了比较传统方法与本文优化融合算法的精度，实验在相同的路径上分别测试仅采用 WiFi 指纹定位、仅采用 PDR 定位与本文提出的优化融合定位方法。

5.1 基于 WPL 优化的 WiFi 定位实验分析

本文的实验将加权路径损失（WPL）算法与 WiFi 指纹相结合实现定位，与传统 RADAR 算法[27]进行对比实验。从图 4 可以看出，基于 WPL 优化的定位误差在 2 m 内的步数占比约为 89.7%，相比传统 WiFi 指纹定位 65.4% 的 2 m 定位误差占比精度更佳。从表 2 可以看出，基于 WPL 算法的 WiFi 定位的平均误差为 1.78 m，虽略逊色于 Probabilistic[28]定位方法，但在 75%～90% 定位误差范围内效果较好。综合来讲，基于本文 WPL 的定位方法相比其他几种常用的定位方法具有一定的优势。

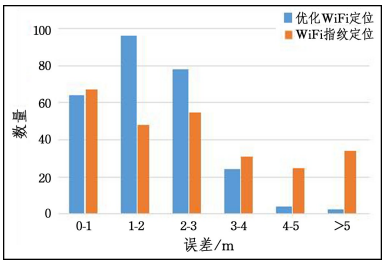


图 4 基于 WPL 优化的 WiFi 定位与一般定位精度对比

Fig. 4 Comparison of Wi-Fi positioning based on WPL optimization and general positioning accuracy

表 2 WPL 优化 WiFi 定位与常用定位算法的对比

Table 2 Comparison of WPL optimized WiFi positioning and positioning algorithms

（单位：m）

对比项	WPL	RADAR[27]	Probabilistic[28]	ZCFG[29]/m
最小误差	0.11	0.08	—	—
最大误差	5.40	8.96	—	—
75%定位	2.55	3.56	2.88	2.99
90%定位	3.46	6.43	3.95	—
平均误差	1.78	2.90	1.68	2.40

5.2 改进的 PDR 定位实验分析

目前常见的几种 PDR 应用包括：Runtastic Pedometer[30]，Moves[31]和 Noom Walk[32]。本文将改进 PDR 中的步数计算功能与上述应用在不同步法上进行了对比，结果如表 3 所列。

表 3 改进的 PDR 与常用应用的计步误差对比

Table 3 Step counting error comparison of improved PDR and commonly used applications

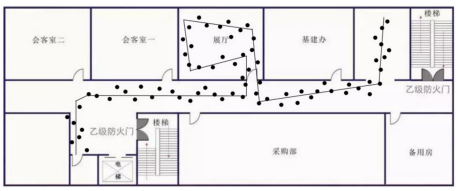
步法（150 步）	常速	快步	跑步	变速
Pedometer	1	2	2	3
Moves	1	2	3	3
Noom Walk	0	1	2	2
本文改进算法	0	1	2	1

由表 3 可以看出，在常速、快步和变速状态下误计步数均减少了。从表中也可以看出，随着步速不断增加，以上几种 PDR 应用（包括本文改进算法）都会出现一定的误差累积的情况，此误差属于系统误差，由惯性传感器产生，但本文改进算法效果略优于其他 3 组，尤其在设定了动态阈值后，变速状态下的效果极佳，较为适应一般场景下步态多变的行人定位。

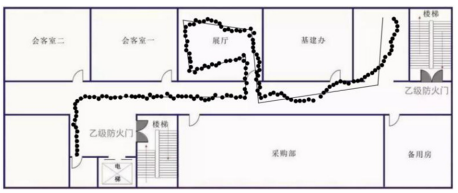
5.3 WiFi-PDR 融合定位实验分析

本文将基于 WPL 算法的 WiFi 定位、改进的 PDR 定位以及利用自适应优化的基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合定位在相同环境下进行定位实验。

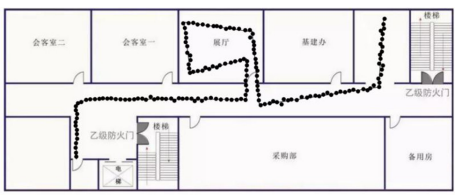
图 5 为 3 种算法的实验结果对比。由大门进入，途经走廊并绕方形会议室一周，从另一大门出去，以正常步速行走，整个过程行走共约 150 步。



(a) Walking trajectory and real trajectory of WiFi positioning



(b) PDR positioning walking trajectory and real trajectory



(c) Walking trajectory and real trajectory of WiFi-PDR fusion positioning

图 5 各场景下定位效果图

Fig. 5 Positioning effect diagram in each scene

图 5(a)中的圆点为基于 WPL 的 WiFi 定位轨迹，实线为行走真实轨迹。不难看出，两者轨迹大致吻合，但拟合度不佳。主要原因是 WiFi 定位缺少行走的方向信息，尤其在定位子区域的边界，可能会因个别样本分类错误使得定位结果出现小幅度跳变[19]。图 5(b)中的点为改进的 PDR 定位轨迹，可以看出，相较于图(a)，其与真实轨迹的拟合度较高。然而，由于系统缺少动态调整功能，随着检测时间的增加，误差线性累积的现象就越明显，检测时间越长，偏离程度越大。图5(c)中的点是利用自适应优化的无迹粒子滤波算法绘制出的 WiFi/PDR 融合定位轨迹。尽管仍然存在一定的误差，但相较于前两组，该组结果与真实轨迹的拟合度最高。此融合算法经过滤波修正一定程度上弥补了 WiFi 定位精度不高的不足，改善了 PDR 的误差累积效应，且经过自适应抗差优化其鲁棒性更佳。

图 6 对比了 WiFi-PDR 融合定位、基于 WPL 的 WiFi 定位与改进的 PDR 在实验的不同步数阶段的平均误差。可以看出，随着步数的累积，WiFi 定位的精度几乎不受影响；PDR 定位误差会逐渐增大，但在实际实验中，行走中的折返或转向会抵消部分误差累积（如绕会议室一周）；而 WiFi-PDR 融合定位的误差则较为稳定，虽然一定程度上受到 PDR 子系统

误差累积的影响，但可以利用 WiFi 定位子系统的数据滤波实时地进行调整和修正。同时，表 4 列出了本文改进 UPF 融合滤波算法与几种典型的改进融合滤波算法[33-35]的定位精度指标。从表中可以看出，本文改进算法拥有更好的误差精度。

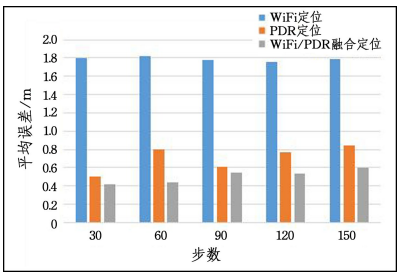


图 6 WiFi-PDR，WiFi 和 PDR 的平均定位误差

Fig. 6 Average positioning error of WiFi-PDR, WiFi and PDR

表 4 改进 UPF 算法的性能对比

Table 4 Performance comparison of improved UPF algorithms

（单位：m）

对比算法	最大误差	最小误差	平均误差
改进算法 1[33]	1.65	0.25	1.28
改进算法 2[34]	1.86	0.12	1.23
改进算法 3[35]	1.54	0.09	1.15
本文改进算法	1.47	0.10	1.12

结束语 WiFi 定位与 PDR 都是如今常见的定位导航手段。针对 WiFi 定位精度不高的问题，本文使用加权路径损失算法优化了 WiFi 指纹定位算法；针对 PDR 的误差累积效应，采用了动态设定阈值进行步态检测的思路并对加速度数据进行平滑降噪处理。在改进 WiFi 定位和 PDR 算法的基础上，提出了采用无迹粒子滤波融合定位的方法，使两者相互修正补充，一定程度上消除了惯性传感器的误差累积，优化了 WiFi 定位的连续性和稳定性，使室内定位更加精准有效。

高精度室内定位技术无论在生产、生活亦或是国防军事上都发挥着重要作用，有着广阔的发展长景。而分米级甚至更高精度的厘米级室内定位技术更是有待后续不断的深入研究。

参 考 文 献

[1] KAWAGUCHI N, YANO M, ISHIDA S, et al. Underground positioning: subway information system using WiFi location technology[C]// IEEE Tenth International Conference on Mobile Data Management: Systems, Services and Middleware (MDM'09). IEEE, 2009: 371-372.

[2] BISWAS J, VELOSO M. WiFi localization and navigation for autonomous indoor mobile robots[C]// 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2010: 4379-4384.

[3] WOODMAN O, HARLE R. Pedestrian localisation for indoor environments[C]// Tenth International Conference on Ubiquitous Computing. Seoul, South Korea: ACM, 2018: 114-123.

[4] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system[C]// Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM 2000). IEEE, 2000.

[5] YOUSSEF M A, AGRAWALA A, UDAYA SHANKAR A. WLAN location determination via clustering and probability distributions[C]// First IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2013). IEEE, 2013: 143-150.

[6] WEINBERG H. Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications[EB/OL]. (2014-10-20). https://www.analog.com.

[7] QIU C, MUTKA M W. Walk and learn: Enabling accurate indoor positioning by profiling outdoor movement on smartphones [J]. Pervasive and Mobile Computing, 2018, 48: 84-100.

[8] SHIN S H, PARK C G, KIM J W, et al. Adaptive step length estimation algorithm using low-cost MEMS inertial sensors[C]// IEEE Sensors Applications Symposium (SAS'07). IEEE. 2017: 1-5.

[9] KIM J W, JANG H J, HWANG D H, et al. A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system[J]. Journal of Global Positioning Systems, 2014, 3(1/2): 273-279.

[10] ZOU H, WANG H, XIE L, et al. An RFID indoor positioning system by using weighted path loss and extreme learning machine[C]// International Conference on Cyber-Physical Systems, Networks, and Applications (CPSNA). 2013: 66-71.

[11] ZOU H, XIE L, JIA Q S, et al. Platform and algorithm development for a rfid-based indoor positioning system[J]. Unmanned Systems, 2014, 2: 279-291.

[12] READ J, ACHUTEGUI K, MIGUEZ J. A Distributed Particle Filter for Nonlinear Tracking in Wireless Sensor Networks[J]. Signal Processing, 2014, 98: 121-134.

[13] LEPPÄKOSKI H, COLLIN J, TAKALA J. Pedestrian navigation based on inertial sensors, indoor map, and WLAN signals [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2013, 71: 287-296.

[14] CHEN Z, ZOU H, JIANG H, et al. Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the Kalman filter for indoor localization[J]. Sensors, 2019, 15(1): 715-732.

[15] KIM J W, HAN J J, HWANG D H, et al. A Step, Stride and Heading Determination for the Pedestrian Navigation System [J]. Journal of Global Positioning Systems, 2014, 3(1/2): 273-279.

[16] BYLEMANS I, WEYN M, KLEPAL M. Mobile phone-based displacement estimation for opportunistic localisation systems [C]// International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies. 2009: 113-118.

[17] GUO S B, SHEN F, LI Y. Indoor positioning method based on WiFi/PDR fusion [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2019, 34(5): 24-27.

[18] DENG Z Z. Pedestrian indoor positioning algorithm based on inertial sensor and map matching [D]. Harbin: Harbin Industry University, 2015.

[19] ZHOU R, YUAN X Z, HUANG Y M. WiFi-PDR fusion indoor positioning based on Kalman filter [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(3): 3-5.

[20] XU W. Research and implementation of indoor positioning technology based on Android mobile phones [D]. Wuhan: Central China Normal University, 2014.

[21] POULOSE A, KIM J, HAN D S. Indoor Localization with Smartphones[C]// Magnetometer Calibration in IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). 2019: 1-3.

[22] DI Y, GU X H, LONG F, et al. An Interactive Multi-model Tar-

get Tracking Method Based on Improved UPF for Motion Acoustic Array[J]. Control and Decision,2018,33(2):249-255.

[23] HUANG X P,WANG Y,MIAO P C. Principle and Application of Target Positioning and Tracking-MATLAB Simulation [M]. Beijing:Electronic Industry Publishing Society,2018.

[24] YANG Y X. Principle of Equivalence-Robust Least Squares Solution of Parametric Adjustment Model[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,1994,29(6):33-35.

[25] ZHOU J W. Classical error theory and robust estimation [J]. Journal of Surveying and Mapping,1989,48(2):115-120.

[26] WU B,TIAN Q. Indoor moving target localization algorithm based on improved unscented particle filter [J]. Sensors and Microsystems,2021,40(3):153-156.

[27] BAHL P,PADMANABHAN V N. RADAR:an in-building RF-based user location and Tracking system[C]// Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies(INFOCOM 2000). IEEE,2000.

[28] DE MORAES L F M,NUNES B A A. Calibration-free WLAN location system based on dynamic mapping of signal strength [C]// Fourth ACM International Workshop on Mobility Management and Wireless Access. IEEE,2006:92-99.

[29] LIM H,KUNG L C,HOU J C,et al. Zero-configuration,robust indoor localization:theory and experimentation[C] // Twenty-fifth IEEE International Conference on Computer Communications(INFOCOM 2006). Barcelona,Spain:IEEE,2006:1-12.

[30] RUNTASTIC. Runtastic pedometer[EB/OL]. (2014-10-20). https://www.runtastic.com/zh/apps/pedometer.

[31] KULAS L. Calibration-Free Single-Anchor Indoor Localization Using an ESPAR Antenna[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3431-3440.

[32] CHEW M T,ALAM F. Accurate Ultrasound Indoor Localization Using Spring-RelaxationTechnique[J]. Electronics, 2021, 10(11):1290-1290.

[33] JIANG Z Q,HONG X Y. RFID indoor target location algorithm based on improved particle filter[J]. Information Technology, 2021,20(4):107-112.

[34] YU C B,CHENG K H. WiFi and pedestrian dead reckoning adaptive unscented Kalman filter fusion positioning algorithm [J]. Science Technology and Engineering,2020,20(27):11155-11160.

[35] WANG Z Z,ZANG L G,TANG Y M,et al. UWB precise positioning adaptive unscented Kalman filter algorithm[J]. Agricultural Equipment and Vehicle Engineering,2021,59(5):24-28.

ZHOU Chu-lin, born in 1996, master, engineer, is a member of China Computer Federation. His main research interests include information fusion and artificial intelligence.

(上接第 554 页)

[31] FAHADA A. A Semi-Stack Approach for Accurate Network Traffic Classification Using MultiView Stacking[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 811(1):012026.

[32] GRIRA N,CRUCIANU M,BOUJEMAA N. Semi-Supervised Fuzzy Clustering with Pairwise-Constrained Competitive Agglomeration[C]// The 14th IEEE International Conference on Fuzzy Systems(FUZZ '05). IEEE,2005:867-872.

[33] DING Y. Research on Intrusion Prevention Technology Based on PCA and semi supervised clustering [D]. Zhenjiang:Jiangsu University of Science and Technology,2014.

[34] WANG Y,XIANG Y,ZHANG J,et al. Internet traffic clustering with side information[J]. Journal of Computer and System Sciences,2014,80(5):1021-1036.

[35] LIN R Q,LI O,LI Q,et al. Identification method of unknown network protocol based on semi supervised clustering integration [J]. Small Microcomputer System,2016(6):1234-1239.

[36] AL-JARRAH O Y,AL-HAMMDI Y,YOOP D,et al. Semi-supervised multi-layered clustering model for intrusion detection [J]. Digital Communications and Networks, 2018, 4(4): 277-286.

[37] GU Y,WANG Y,YANG Z,et al. Multiple-features-based semi-supervised clustering DDoS detection method[J]. Mathematical Problemsin Engineering,2017,2017:1-10.

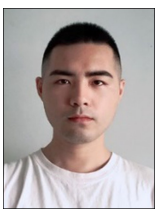
[38] GU Y,LI K,GUO Z,et al. Semi-supervised K-means DDoS Detection Method Using Hybrid Feature Selection Algorithm[J]. IEEE Access,2019,7:64351-64365.

[39] YAO H,FU D,ZHANG P,et al. MSML:A Novel Multi-level Semi-supervised Machine Learning Framework for Intrusion Detection System[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 6(2):1945-1959.

[40] RATHROE S,PARK J H. Semi-supervised learning based distributed attack detectionframewo-rk for IoT[J]. Applied Soft Computing,2018,72:79-89.

[41] JIA W F,LI J,TONG B. Network intrusion detection method based on semi supervised dimension reduction technology [J]. Computer Applications and Software,2013(10):133-135.

[42] XIANG Z,XIAO Z,HUANG Y,et al. Unsupervised and Semi-supervised Dimensionality Reduction with Self-Organizing Incremental Neural Network and Graph Similarity Constraints[C]// Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Cham:Springer,2016: 191-202.



PANG Xing-long, born in 1994, postgraduate. His main research interests include machine learning and network traffic analysis.

ZHU Guo-sheng, born in 1972, Ph.D, professor. His main research interests include next-generation Internet and software-defined networks.