

# 利用渐消自适应 EKF 算法进行 PDR-WiFi 融合定位

胡安冬<sup>1,2,3</sup> 王 坚<sup>1,2</sup> 汪云甲<sup>1,2</sup> 刘春燕<sup>1,2</sup> 谭兴龙<sup>1,2</sup> 李增科<sup>1,2</sup>

1 中国矿业大学国土环境与灾害监测国家测绘局重点实验室,江苏 徐州,221116

2 中国矿业大学环境与测绘学院,江苏 徐州,221116

3 墨尔本皇家理工大学数学与地理信息系,澳大利亚

**摘要:**针对基于指纹库的 WiFi 定位存在的点位重积、回跳,行人航位推算算法中误差积累的问题,提出了并实现了通过一种自适应加权扩展卡尔曼滤波对两种定位算法进行松耦合。首先给出了 WiFi 无线定位和行人航位推算进行位置解算的原理,采用渐消因子的自适应加权 EKF 算法实现了两者的融合,最后通过实测数据验证算法的有效性。试验表明,该方法在保持了 WiFi 定位单次定位高精度的特性的同时,继承了航位推算的连贯性,不仅减少了 WiFi 定位所存在的重复堆积点以及回跳点,并在一定程度上削弱了行人航位推算所存在的积累误差,提高了融合算法的效率,大大提高了室内定位的精度与稳定性。

**关键词:**室内定位;行人航位推算;扩展卡尔曼滤波;WiFi;渐消因子;自适应加权

中图法分类号:P228

文献标志码:A

随着移动通信技术的快速发展,基于位置的服务(location based service, LBS)<sup>[1]</sup>越来越受到人们的青睐。目前,室外定位技术已经比较成熟,例如 GPS 定位、基站定位等。而对于室内定位技术,单一的定位技术无法满足精度以及稳定性的需要,往往采用组合定位的方式对多传感器数据进行融合计算。基于惯性传感器和 WiFi 无线信号辅助定位的室内定位方法就是其中最常见的一种。文献[1]提出了将 WiFi 所得到的绝对位置用以辅助矫正惯性传感器的定位,削弱航位推算的累积误差,但并没有考虑 WiFi 定位点本身的波动性,单纯将其作为一种矫正工具。Rai 等使用机器人实现了全自动化、无交互式的融合室内定位<sup>[2]</sup>,通过惯性传感模块的数据以及 WiFi 信号实时绘制指纹库,但不适合大众化的使用。高为广等将渐消因子引入到自适应滤波算法中,并将其应用到 IMU/GPS 松组合导航系统中,为 IMU/GPS 松组合导航系统的自适应算法研究提供了一种新思路<sup>[3]</sup>。另外,也有人考虑通过对 EKF 算法的改进提高定位精度,尝试了包括加入抗差因子或自适应因子<sup>[4-5]</sup>,以及利用 SVM 对其进行辅助处理<sup>[6]</sup>等。

本文根据扩展卡尔曼滤波,将航位推算数据从步域转换到频域,在基本保证其与 WiFi 数据同调的情况下,对两者进行松耦合定位,并引入渐消因子作为自适应权重,研究所设定的模型是否能有效地减弱行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)的误差积累,控制 WiFi 定位的波动性,提高位置解算结果的精度。

## 1 WiFi 无线定位技术

基于指纹库的 WiFi 无线室内定位技术是对定位空间内的环境特征进行抽象和形式化描述,使用定位环境中多个信号源(例如路由器)的信号强度描述环境中的位置信息,并汇集这些接收的信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)序列构成位置指纹数据库(radio map)。最后,实验人员通过实时测量的 RSSI 值与位置指纹数据库中的位置指纹进行匹配(本文使用最邻近法),选取匹配度最佳的位置作为估计位置<sup>[7-8]</sup>。Moustafa 等<sup>[9]</sup>提出利用聚类技术可增强定位精度和减少计算工作量。

由于指纹库的参考点是有限的,在定位过程中会出现严重的重复堆积点(即不同时间点上,用户在不同位置却收到同一个位置信息的反馈,使得定位点出现扎堆的现象),往往采用均值滤波的方式对其进行处理。本实验中 WiFi 定位的频率为 5 Hz,即 0.2 s 接受一次定位信息,每获取 5 个点位信息进行一次均值滤波,即每 1 s 定位一个点。但该方法也仅能在一定程度上对点位重积进行削弱,无法消除。

另外,由于 WiFi 信号强度定位存在误匹配的问题,点位在一定程度上会发生波动(类似回跳),这个也增大了 WiFi 定位的不稳定性。

除此之外,针对拐角处往往会出现局部的定位缺陷问题,本文对原始 WiFi 信息进行粗差处理。通过底图信息对点位进行聚类,并根据手机的惯性传感器模块中的加速度传感器所得到的加速度数据求得一个时段内(即 1 s 内)使用者的位移方向,即北方向与东方向的位移正负值。从而判断运动方向与 WiFi 信号强度匹配位置的变化方向是否一致(如东北、西南等),若一致,则写入;若不一致,则拒绝。最后将 1 s 内所有写入的点位进行一次均值滤波,得到最后的定位结果。

该方法可以在一定程度上修正 WiFi 测量中产生的粗差,在一定程度上消除误差,但仍然无法解决 WiFi 测量中存在的点位回跳问题,以及运动方程本身存在的缺陷。其中,前者本文通过惯性测量辅助修正;后者通过加入自适应权值予以部分修正,以后可以考虑通过加入抗差因子进行进一步的修复。

## 2 行人航位推算

行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)是一种完全自主式的惯性测量定位方法,其原理是利用方向传感器得到航向角,通过加速度传感器测算出使用者的步长值以及步速,从而得到行走的速度,最终推算出移动目标的位移信息,具有短时间内定位精度高、独立性强等特点<sup>[10]</sup>。本文利用智能手机内置传感器(包括加速度计、方向传感器以及陀螺仪)作为惯性测量单元,确定使用者的步段位移量:

$$\begin{cases} \Delta X_{i+1} = SL_i \times \sin\alpha \\ \Delta Y_{i+1} = SL_i \times \cos\alpha \end{cases} \quad (1)$$

式中,( $\Delta X, \Delta Y$ )代表用户的坐标变化量;SL 代表使用者的步长值; $\alpha$  代表航向角。

步长估计的准确性直接影响定位精度,其数

值可伴随步态识别同步获取。比较成熟的步长估计算法包括文献[11]提出的步长与步频成正相关性,如式(2),以及文献[12]提出步长与加速度的最大最小幅值之差成一定相关性<sup>[12]</sup>,如式(3):

$$L_k = af + b \quad (2)$$

$$L_k = K \sqrt{a_{\max} - a_{\min}} \quad (3)$$

式中,  $a$  与  $b$  为常数项系数;  $f$  为步频;  $a_{\max}$  和  $a_{\min}$  分别代表行走中最大加速度值和最小加速度值;  $K$  为常数。

让 3 个不同高度、不同体型人员进行不同速率的测试,分别采用式(2)与式(3)进行步长估计,两者平均误差分别为 0.076 m 和 0.032 m,可以看出式(3)的稳定性较式(2)高。因此,本文选用式(3)作为本次实验的步长估计公式。

当手握手机对准正前方时,航向传感器的 yaw 值(即水平方向值)与正前方(0°或 360°)的夹角可以看成行走中的航向角。当然,输出的航向角本质是由磁力传感器得到的,因此很容易受到环境的影响。对此, Wohno 提出采用在短时间内相对稳定的陀螺数据来弥补易受干扰的磁力计<sup>[13]</sup>,从而计算出第  $k$  步的航位角:

$$\begin{cases} \theta_k = \alpha\theta_{k-1} + \beta\theta_{m,k} + \gamma\theta_{g,k}, \theta_{V,c} \leqslant \theta_{\tau,c}, \theta_{\Delta,m} \leqslant \theta_{\tau,m} \\ \theta_k = \beta\theta_{m,k} + \gamma\theta_{g,k}, \theta_{V,c} \leqslant \theta_{\tau,c}, \theta_{V,m} > \theta_{\tau,m} \\ \theta_k = \alpha\theta_{k-1}, \theta_{V,c} > \theta_{\tau,c}, \theta_{V,m} \leqslant \theta_{\tau,m} \\ \theta_k = \alpha\theta_{k-1} + \gamma\theta_{g,k}, \theta_{\Delta,c} > \theta_{\tau,c}, \theta_{\Delta,m} > \theta_{\tau,m} \\ \theta_{\Delta,c} = |\theta_{m,k} - \theta_{g,k}|, \theta_{\Delta,m} = |\theta_{m,k} - \theta_{m,k-1}| \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\alpha, \beta, \gamma$  是当前步伐的方向传感器与陀螺仪在公式中的权重;  $\theta_{m,k}$  代表磁力计在  $k$  步的数值;  $\theta_{g,k}$  代表陀螺仪在  $k$  步的数值,两者相互独立;  $\theta_{\tau,m}$  和  $\theta_{\tau,g}$  分别为磁力计和陀螺仪的阈值;  $\theta_{\Delta,c}$  和  $\theta_{\Delta,m}$  分别是陀螺仪与磁力计在  $k$  步的数值差值以及磁力计步间的数值差值。

由于 PDR 存在误差积累的问题,随着定位时间的延长,点位的误差将逐渐增大,将会大大影响最终 EKF 的滤波效果。因此,本文采用地图匹配的方法辅助惯导模块进行定位,主要方法是将定位信息与底图中的可通行区域进行比较,找出与运动轨迹匹配度最高的路径,将点位进行投影,并使用途中道路的关键点(如转弯点),对定位过程中的积累误差进行修正。实验证明,该方法可以在很大程度上削弱 PDR 的积累误差,提高定位的精度。

## 3 WiFi 无线定位与惯性测量技术融合算法

本文将系统误差与观测误差均视为零均值的

高斯白噪声,通过基于渐消的自适应加权扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)建立离散性航位推算与 WiFi 融合的松耦合定位模型。采用时间戳同步采集惯性传感器和无线信号数据打包成数据集。当 WiFi 定位系统每间隔 1 s 更新一次用户位置时,惯性测量定位系统则根据此 1 s 内传感器数据进行航位推算,并以用户上一个正确位置为起算点进行用户位置更新。自适应加权 EKF 的基本思想是将非线性系统展开成 Taylor 级数,得到非线性系统的线性化模型,确定观测值与状态值的权重,再利用 Kalman 滤波递推方程进行系统的状态估计<sup>[14]</sup>。

所需要的观测值除了 WiFi 系统所定位的终端位置(包括东方向和北方向数值)以外,还包括通过航位推算所得的每一时段的里程以及该时段的最适宜航向角。前者通过傅里叶变换将位移从步段转换至频域,获取每 1 s 内的里程值,后者通过地图匹配对 1 s 内 50 组左右(传感器频率设置为 35~50 Hz)进行处理,得到最适宜航向角。

### 3.1 经典扩展卡尔曼滤波算法

在本实验中,状态方程为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \boldsymbol{\varphi} \mathbf{X}(k) + \mathbf{IW}(k) \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{X}(k) = [\mathbf{N}(k) \quad \mathbf{E}(k) \quad \mathbf{v}_n(k) \quad \mathbf{v}_e(k)]^T$ ,  $\mathbf{N}(k)$  和  $\mathbf{E}(k)$  为分别为  $k$  时刻的北方向和东方向的位置状态值;  $\mathbf{v}_n(k)$  和  $\mathbf{v}_e(k)$  分别为  $k$  时刻的北方向和东方向的速度状态值;  $\mathbf{W}(k)$  为  $K$  时刻的系统噪声;  $\boldsymbol{\varphi}$  和  $\boldsymbol{\Gamma}$  分别为  $k$  时刻到  $k+1$  时刻的状态转换矩阵和系统噪声系数矩阵。 $\boldsymbol{\varphi} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\Gamma} = \begin{bmatrix} \frac{t^2}{2} & 0 & t & 0 \\ 0 & \frac{t^2}{2} & 0 & t \end{bmatrix}^T, t \text{ 为两段间}$$

的时间间隔。

观测方程为:

$$\mathbf{Z}(k+1) = \mathbf{H}(k+1) \mathbf{X}(k+1) + \mathbf{V} \quad (6)$$

式中,  $\mathbf{Z}(k) = [\mathbf{N}_{\text{WiFi}} \quad \mathbf{E}_{\text{WiFi}} \quad s \quad y]^T$ ,  $\mathbf{N}_{\text{WiFi}}$ 、 $\mathbf{E}_{\text{WiFi}}$  分别为通过 WiFi 获取的终端坐标的北方向和东方向值,  $s$  是通过步态检测得到的两秒内平面位移数值,  $y$  是传感器所得数据通过地图匹配算法获得的平均航向角;  $\mathbf{H}(k+1)$  为量测矩阵, 可由公式推导并线性化后得到;  $\mathbf{V}$  为观测噪声。

### 3.2 基于渐消因子的自适应加权 EKF 算法

由于 EKF 算法得到的结果精度随着时间的增长会逐渐趋于收敛,因此历史数据对当前状态估值的影响会逐渐降低,针对该点本文通过增设渐消因子降低偏差较大的历史数据对结果的影

响。由于人的位置变化在一定限度内,两个相邻时刻的定位结果之间的物理距离存在必然联系<sup>[15]</sup>。本文模仿里程计的计算方法,通过从手机传感器模块得到的惯性传感器数据求得一个时段内的位移量  $\mathbf{S}_{\text{PDR}}$ , 同时计算当前 WiFi 定位结果与上一个正确位置的相距距离  $\mathbf{S}_{\text{WiFi}}$ , 并通过实验设定位移阈值  $\delta S$ 。根据 WiFi 定位技术具有绝对定位特性, 惯性测量技术具备短时间自主性强、精度高而长时间累积误差大的特征, 本文通过  $|\mathbf{S}_{\text{WiFi}} - \mathbf{S}_{\text{PDR}}|$  与距离  $\delta S$  之间的关系来确定权重方。当满足  $|\mathbf{S}_{\text{WiFi}} - \mathbf{S}_{\text{PDR}}| < \delta S$  时, 应以具有绝对定位特性的 WiFi 定位值为重权方; 反之, 则视历史状态信息即上一时段定位值为重权方。

其中,一步预测的公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_i = \lambda \mathbf{A} \mathbf{P} \mathbf{A}^T + \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{\Gamma}^T \quad |\mathbf{S}_{\text{WiFi}} - \mathbf{S}_{\text{PDR}}| < \delta S \\ \mathbf{P}_i = \mathbf{A} \mathbf{P} \mathbf{A}^T + \lambda \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{\Gamma}^T \quad |\mathbf{S}_{\text{WiFi}} - \mathbf{S}_{\text{PDR}}| > \delta S \end{cases} \quad (7)$$

首先,假定自适应因子为一固定值,从 1~1.5 之间每隔 0.1 取一值进行实验,误差结果如表 1 和图 1。

表 1 自适应因子及其中误差

Tab. 1 Adaptive Factor with Its Error

自适应因子	数值					
	1	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5
中误差/m	3.110	3.024	2.999	3.017	3.302	3.063

图 1 各因子误差结果总图

Fig. 1 Error of Total Results

从表 1 可以看出,当因子值为 1.2 左右时,中误差收束至最小,再结合图 1 观察,可以发现在前 20 个时段(即前 20 s)中,因子值越大中误差越小;而大约第 20 时段至第 90 时段时,因子值越小误差越小;而 90 时段以后,所有因子值误差大致收束至一致。

目前,常用的权值的设定是基于渐消滤波中的最优解求解方式<sup>[16]</sup>:

$$\lambda_k = \max \left\{ 1, \frac{1}{n} \operatorname{tr}(\mathbf{N}_k \mathbf{M}_k^{-1}) \right\} \quad (8)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{H}(k+1) \boldsymbol{\varphi}_{k,k-1} \boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{X}_{k-1}} \boldsymbol{\varphi}_{k,k-1}^T (\mathbf{H}(k+1))^T \quad (9)$$

$$\mathbf{N}_k = \boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{V}_k} - \mathbf{H}(k+1) \boldsymbol{\Sigma}_{\tilde{W}_k} (\mathbf{H}(k+1))^T - \mathbf{R} \quad (10)$$

式中,  $\lambda_k$  为渐消滤波的最优解, 即渐消因子;  $\Sigma_{V_k}$  为预测残差的方差, 由开窗法确定;  $\Sigma_{X_{k-1}}$  为上一次渐消滤波解的方差;  $\mathbf{R}$  为系统的观测噪声。

实验中, 渐消因子的数值变化情况如图 2。



图 2 渐消因子数值图

Fig. 2 Value of Fading Factor

由图 2 可以看出, 渐消因子值在开始时增长较大, 最高达到 2.7 左右, 体现了 PDR 数据短时间内精度较高, 但随后逐渐收敛至 1.2 左右。由于 WiFi 数据相互独立, 可以看出 PDR 数据存在误差积累的问题, 随着测量时间的增长, 误差增大。

结合上文所述因子的特性, 可以看出, 在前 20 个时段, 渐消因子值较大, 普遍大于 1.5, 而从 20 时段往后, 渐消因子值逐渐减小, 收敛至 1.2 左右, 达到最小中误差的自适应因子值, 基本符合上文所述的最小误差的所需条件。因此, 本文选取渐消因子作为本次实验的自适应权值。

## 4 实例分析

### 4.1 实验 1

在某学院楼四楼建立试验场, 搭建 WiFi 网络系统, 选择三星 Galaxy Note3 作为移动测试设备。WiFi 无线路由器沿走廊两侧布设, 在试验环境建立规则格网控制点, 采集信号强度建立指纹库。定位过程中, WiFi 定位系统定位频率为 1 Hz, 即室内基于 WiFi 信号强度定位系统每间隔 1 s 给移动用户发送一次位置信息; 惯性传感器数据采样频率为 50 Hz, 以 WiFi 信号采集时间戳为基准, 对 1 s 时间内的惯性测量传感器数据进行实时步态检测。试验场区域图如图 3 所示。

本文采用以下 4 种方案进行室内定位试验:

方案 1 基于指纹库的 WiFi 信号强度定位;

方案 2 航位推算定位;

方案 3 基于经典 EKF 对 WiFi 数据及 PDR 数据进行融合;

方案 4 基于自适应加权 EKF 对 WiFi 数据

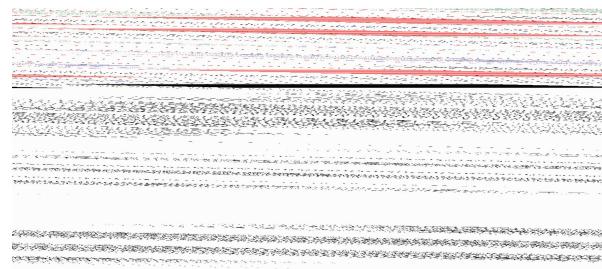


图 3 试验场区域图

Fig. 3 The Test Area

及 PDR 数据进行融合;

实验开始, 实验者手持终端对准正前方, 尽可能保持手掌的平稳, 不要有多余的晃动, 从起始点沿道路正中行走, 步速尽量保持平稳、匀速, 直到终点(由于该楼层存在地砖, 可以严格按照 1 块地砖/步的速度前进, 便于计算参考位置值)。

将所得数据使用 4 种方案分别计算路径并绘制实际行走路线, 数据结果如图 4 所示。

其中, 图 4 中的红色线条代表走廊的边界, 点间线条代表了该方法计算得到的行走路径, WiFi 信号强度定位单点的精度往往与指纹库中位置指纹的密集度有关, 精度较为稳定, 但从图 4(a)中可以看出, WiFi 定位的稳定性较差, 由于实验者是以较匀速、稳定的步伐行走, 两点间的距离应大致相当(如图 4(b)), 但实际上由于重复堆积点以及回跳点的存在, 尽管使用均值滤波对结果进行处理, 但定位结果还是存在很大的波动性。从图 4(b)中可以看出, 航位推算定位不可避免地产生了累积误差, 随着运动时间的增大, 累积的误差也持续增大, 通过地图匹配可将其削弱, 却无法完全消除。

从图 4(c)中可以看出, 方案 3 的点位分布较为均匀, 也很少产生回跳, 可见 EKF 融合算法保留了行人航位推算的连贯性与短时间内的稳定性。同时, 相比于图 4(b), 该方法大大削弱了 PDR 的误差积累问题, 但在弯角处仍有一定程度上的点位发散问题。

从图 4(d)中可以看出, 加入了自适应权值的 EKF 方法在弯角处的收敛速度较经典 EKF 方法快, 波动幅度也较小, 由此可以发现, 加入了自适应权值的 EKF 方法在继承了经典 EKF 方法稳定、线性矢量域精度高等优点的同时, 也削弱了它在转角处的发散, 同时提高了定位的精度。

根据实地测量找到计算所得到的点位坐标  $(x_i, y_i)$  相对于真实路径上的所在点  $(x'_i, y'_i)$ , 中误差为:

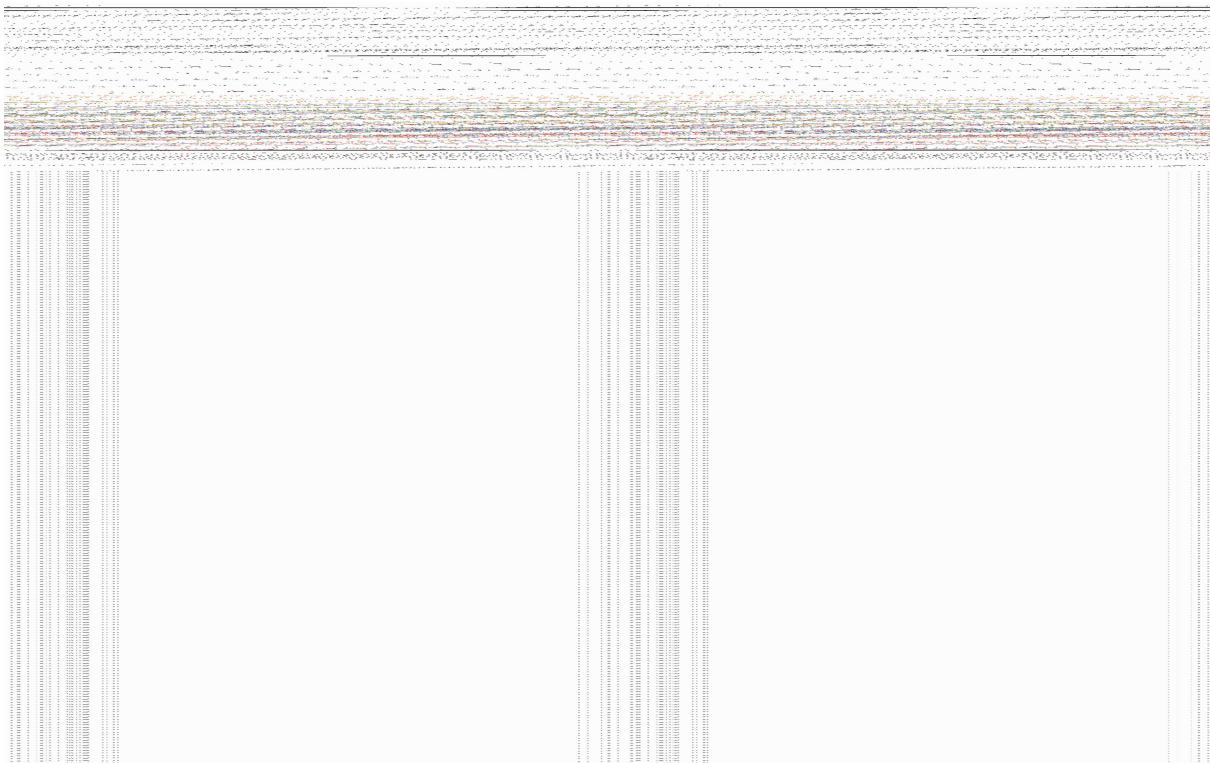


图4 实验结果

Fig. 4 Results of Experiment

$$\sigma = \frac{1}{n} \sqrt{((x'_1 - x_1)^2 + (y'_1 - y_1)^2) + \dots + ((x'_n - x_n)^2 + (y'_n - y_n)^2)} \quad (11)$$

4种方法的误差曲线如图5所示。4种方案各自的中误差如表2所示。

图5 4种方法误差图

Fig. 5 Error of Four Methods

图5展示了4种方法各自的点位误差与其变化曲线,表2为4种方法具体的点位误差。从图5可以看出,方案2由于存在航位推算的误差积累问题,即使通过地图匹配模型对轨迹进行了一定程度上的纠正,但误差仍然较大。结合表2进行分析,经典EKF方法的定位精度较纯WiFi信号定位提高了22.9%,点位的平均误差与最大误差分别降低了7.4%和53.5%;较纯PDR定位精度提高了48.1%,点位的平均误差与最大误差分

表2 4个方案各自的误差分析

Tab. 2 Error Analysis of Different Location Algorithms

	方案1	方案2	方案3	方案4
中误差/m	4.037	5.993	3.111	2.618
平均误差/m	3.135	4.990	2.904	2.344
最大误差/m	10.375	12.650	4.829	4.708

别降低了41.8%和61.8%。相较自适应加权EKF方法与经典EKF方法,前者的定位精度提高了15.8%,点位的平均误差与最大误差分别降低了19.3%和2.5%。

综上所述,基于渐消因子的自适应加权EKF融合算法在继承了PDR连贯性的同时,将WiFi的定位信息作为约束条件提高了整体的定位精度,同时削弱了PDR的误差积累以及WiFi的坐标波动,并且相比于经典EKF方法提高了收敛速度,削弱了数据的发散特性,大大提高了室内定位的稳定性和精度。

#### 4.2 实验2

使用相同的数据通过国际上常用的辅助粒子滤波(auxiliary particle filter, APF)进行比对计算<sup>[17-18]</sup>,为了保证控制粒子收敛的问题,进行了实验,粒子数与中误差的关系如表3。

表 3 辅助粒子滤波不同抽样数的中误差与运算时间

Tab. 3 Error and Computing Time for Particle Filter with Different Samples

单点粒子数	100	200	300	400	500
中误差/m	4.34	3.58	3.25	3.09	3.12
运算时间/s	1.218	2.867	6.536	10.798	16.048

从表 3 可以看出,当粒子数大约为 400 左右时,中误差最小。通过计算可以得出:中误差为 3.864 m,平均误差为 3.138 m,最大误差为 11.481 m。

综上所述,本文所使用的自适应加权 EKF 算法较普通 APF 算法在各方面均有一定的优越性,而且运算时间较短,可以适应实时定位的需要。但相比而言,APF 算法具有多环境适宜性,适合复杂环境下的定位,进一步研究方向可以考虑结合两者的长处,进行滤波的融合,从而优化算法。

## 5 结语

1) 针对基于 KNN 算法的 WiFi 定位存在的回跳及点位重积等问题,提出了通过行人航位推算对其进行修正,利用 PDR 连贯性强、短时间内精度高的特点,消除重复堆积点以及回跳点,从而提高了室内定位的稳定性。

2) 基于行人航位推算易产生误差积累的问题,提出了通过 WiFi 信号强度定位对其进行矫正,利用其单点定位精度稳定、点位之间相互独立的特点,对累积误差进行消除,从而提高了室内定位的精度。

3) 针对经典 EKF 算法在转角处存在的发散问题,提出并实现了通过加入渐消因子作为自适应值对算法进行改进,加快了转角处的收敛速度,从而削弱了波动幅度,在一定程度上提高了定位的准确度。

本文利用渐消自适应 EKF 算法对 PDR 和 WiFi 定位进行融合,在保证两者优点的同时,并减弱了融合中产生的点位发散问题,有效地提高了算法的精度及稳定性。下一步可以通过多重滤波(组合滤波)的方式对定位结果进行二次处理,尝试提高室内定位的实时性,进一步削弱误差。

## 参 考 文 献

- [1] Zhang Shizhe. Indoor Positioning System Design and Implementation Based on Inertial Sensor and WiFi[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012;23-42(张世哲. 基于惯性传感器和 WiFi 的室内定位系统的设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2012;23-42)
- [2] Rai A, Chintalapudi K K, Padmanabhan V N, et al. Zee: Zero-Effort Crowdsourcing for Indoor Localization[C]. Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, ACM, Istanbul, Turkey, 2012
- [3] Gao Weiguang, Yang Yuanxi, Cui Xianqiang, et al. Application of Adaptive Kalman Algorithm in IMU/GPS Integrated Navigation System[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(5): 466-469(高为广, 杨元喜, 崔先强, 等. IMU/GPS 组合导航系统自适应 Kalman 滤波算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(5): 466-469)
- [4] Wang Jian, Liu Chao, Gao Jingxiang, et al. GNSS/INS Tightly Coupled Navigation Model Based on Robust EKF[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(5): 596-600(王坚, 刘超, 高井祥, 等. 基于抗差 EKF 的 GNSS/INS 紧组合算法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(5): 596-600)
- [5] Wang Jian, Hu A, Liu Chao, et al. A Floor-Map-Aided WiFi/Pseudo-Odometry Integration Algorithm for an Indoor Positioning System[J]. Sensors, 2015, 15(4): 7 096-7 124
- [6] Li Zengke, Wang Jian, Gao Jingxiang, et al. A Method to Prevent GPS/INS Integrated Navigation Filtering Divergence Based on SVM[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(10): 1 217-1 220(李增科, 王坚, 高井祥, 等. 利用 SVM 的 GPS/INS 组合导航滤波发散抑制方法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(10): 1 217-1 220)
- [7] Zhang Linwen, Wang Yunjia, Cao Xinyun. Enhanced Tile-Pyramid Model in Indoor Maps on Embedded Device[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2014, 2(4): 22-25(张丽文, 汪云甲, 曹新运. 嵌入式设备室内地图的瓦片金字塔优化[J]. 导航定位学报, 2014, 2(4): 22-25)
- [8] Tian Hui, Xia Lingyuan, Mo Zhiming, et al. Signals of Opportunity Assisted Ubiquitous Positioning and Its Key Elements for Outdoor / Indoor Environment[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(11): 1 372-1 376(田辉, 夏林元, 莫志明, 等. 泛在无线信号辅助的室内外无缝定位方法与关键技术[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(11): 1 372-1 376)
- [9] Youss E F, Agrawala M A, Shankar A, et al. A Probabilistic Clustering-based Indoor Location Determination System[R]. Technical Reports of the Computer Science Department, USA, 2002

- [10] Beauregard S, Haas H. Pedestrian Dead Reckoning: A Basis for Personal Positioning[C]. Proceedings of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication, Newark, NJ, USA, 2006
- [11] Judd T, Levi R W. Dead Reckoning Navigational System Using Accelerometer to Measure Foot Impacts[P]. US Patent 5,583,776, USA, 1996-12-10
- [12] Li F, Zhao C, Ding G, et al. A Reliable and Accurate Indoor Localization Method Using Phone Inertial Sensors[C]. Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, Beijing, 2012
- [13] Weinberg H. Using the ADXL202 in Pedometer and Personal Navigation Applications[J]. *Analog Devices AN-602 Application Note*, 2002, 2:1-6
- [14] Kang W, Nam S, Han Y, et al. Improved Heading Estimation for Smartphone-based Indoor Positioning Systems[C]. Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2012 IEEE 23rd International Symposium on, 2012: 1-6
- [15] Yang Qing. Research on Fingerprint-based Wireless Indoor Location Algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011( 杨清. 基于指纹的无线室内精确定位方法研究[D]. 杭州:浙江大学,2011)
- [16] Yang Yuanxi, Gao Weiguang. Comparison of Two Fading Filters and Adaptively Robust Filter[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(11): 980-982(杨元喜, 高为广. 两种渐消滤波与自适应抗差滤波的综合比较分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(11): 980-982)
- [17] Nurminen H, Ristimaki A, Ali-Loytty S, et al. Particle Filter and Smoother for Indoor Localization [C]. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2013 International Conference on IEEE, Montbéliard, 2013

## An Fusion Positioning for PDR and WiFi Based on Fading Adaptive Weighted EKF

*HU Andong<sup>1,2,3</sup>    WANG Jian<sup>1,2</sup>    WANG Yunjia<sup>1,2</sup>    LIU Chunyan<sup>1,2</sup>  
TAN Xinglong<sup>1,2</sup>    LI Zengke<sup>1,2</sup>*

1 Key Laboratory of Land Environment and Disaster Monitoring, National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

2 School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

3 School of Mathematical and Geospatial Sciences, RMIT University, Melbourne, VIC, Australia

**Abstract:** According to the accumulation of points within WiFi locations based on the fingerprint map database, and error accumulation calculated by Pedestrian Dead Reckoning, a loose fusion coupling algorithm by Adaptive Weighted Extended Kalman Filter is presented. This method maintains the high-precision of WiFi locations. In the meanwhile, the algorithm inherited the coherence from PDR (Pedestrian Dead Reckoning), which not only decreased the accumulated rebound points, but weakened the error accumulation, enhanced the efficiency of the fusion algorithm, and finally improved the precision and stability of indoor localization. The result denotes that this method works in the indoor environment quite well, which improves almost 22.9% according to WiFi results.

**Key words:** indoor localization; pedestrian dead reckoning; extended Kalman filter; WiFi; fading factor; adaptive weighted

**First author:** HU Andong, postgraduate, specializes in the indoor positioning and data processing. E-mail: han\_winter@foxmail.com

**Corresponding author:** WANG Jian, PhD, professor. E-mail: wjiancumt@163.com

**Foundation support:** The Ministry of Land and Resources Public Welfare Industry Special Scientific Research, No. 201411007-1.