

## 基于扩展 Kalman 滤波的室内 WiFi-PDR 融合定位算法

刘 庆<sup>1</sup>, 关维国<sup>1</sup>, 李顺康<sup>1</sup>, 王 芳<sup>2</sup>

(1. 辽宁工业大学 电子与信息工程学院, 辽宁 锦州 121001; 2. 国网辽宁省电力有限公司锦州供电公司, 辽宁 锦州 121000)

**摘 要:** 为解决室内 WiFi 定位精度较低及行人航位推算(PDR)定位存在累积误差的问题, 提出一种基于扩展 Kalman 滤波(EKF)的 WiFi-PDR 融合定位算法。WiFi 通过改进的 WKNN 算法实现匹配定位, 根据定位点与 K 近邻点的接收信号强度指示相对偏差进行权值修正, PDR 定位采用多重约束条件的步态检测和在线步长估计方法。在此基础上, 将 EKF 作为 WiFi 和 PDR 定位的融合滤波器, 以降低 WiFi 定位回跳和 PDR 累计误差, 从而提高定位精度。实验结果表明, 在多次行迹转弯条件下, 该融合定位算法的定位精度可达 1.8 m。

**关键词:** 室内定位; WiFi 定位; 行人航位推算; 扩展 Kalman 滤波; 融合定位

**中文引用格式:** 刘庆, 关维国, 李顺康, 等. 基于扩展 Kalman 滤波的室内 WiFi-PDR 融合定位算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(4): 66-71, 77.

**英文引用格式:** LIU Qing, GUAN Weiguo, LI Shunkang, et al. Indoor WiFi-PDR fusion location algorithm based on extended Kalman filter[J]. Computer Engineering, 2019, 45(4): 66-71, 77.

## Indoor WiFi-PDR Fusion Location Algorithm Based on Extended Kalman Filter

LIU Qing<sup>1</sup>, GUAN Weiguo<sup>1</sup>, LI Shunkang<sup>1</sup>, WANG Fang<sup>2</sup>

(1. College of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou, Liaoning 121001, China;  
2. State Grid Liaoning Electric Power Limited Company Jinzhou Power Supply Company, Jinzhou, Liaoning 121000, China)

**[Abstract]** Indoor WiFi location accuracy is low, and Pedestrian Dead Reckoning(PDR) location has the problem of cumulative error. Therefore, a WiFi-PDR fusion location algorithm based on Extended Kalman Filter(EKF) is proposed. WiFi achieves matching location by improved WKNN algorithm, and the relative deviation of the Received Signal Strength Indication(RSSI) between the location point and the K-nearest neighbor point is used for weight correction. PDR location adopts gait detection with multiple constraints and online step size estimation. On this basis, EKF is used as the fusion filter of WiFi and PDR location to reduce the WiFi location bounce and the cumulative error of PDR to improve the location accuracy. Experimental results show that the location accuracy of the fusion algorithm can reach 1.8 m under the condition of multiple traveling turns.

**[Key words]** indoor location; WiFi location; Pedestrian Dead Reckoning(PDR); Extended Kalman Filter(EKF); fusion location

**DOI:** 10.19678/j.issn.1000-3428.0048728

### 0 概述

随着人们对位置服务需求的提高, 室内定位技术成为一个研究热点<sup>[1]</sup>。典型的室内定位技术包括 WiFi、蓝牙、无线传感器网络、射频识别、超宽带技术等。WiFi 定位的网络覆盖广, 可满足多数室内定位需求, 但其信号易受环境遮挡, 导致定位随机性较大。行人航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)定位方法利用惯性传感器实现航迹推算定位, 其终

端支持度高, 但存在较大的惯性累积误差。

为解决上述单一定位系统适用性较差且定位精度较低的问题<sup>[2]</sup>, 研究人员对有关 WiFi-PDR 的融合定位进行了探究与分析。文献[3]使用联邦 Kalman 滤波融合 WiFi 和 PDR 数据, 其中, WiFi 定位采用支持向量机与回归分析相结合的方法。文献[4]提出一种基于反馈校正的 WiFi-PDR 融合定位算法, 其 WiFi 定位采用加权 K 近邻(Weighted K-Nearest Neighbor, WKNN)算法, PDR 定位采用自适

**基金项目:** 辽宁省自然科学基金“基于北斗与泛在无线网络的室内外协同定位技术研究”(20170540437); 辽宁省教育厅重大科技平台科技项目(JP2016015)。

**作者简介:** 刘 庆(1988—), 男, 硕士研究生, 主研方向为移动通信、无线技术; 关维国(通信作者), 教授、博士; 李顺康, 硕士研究生; 王 芳, 高级工程师。

**收稿日期:** 2017-09-19    **修回日期:** 2018-01-31    **E-mail:** eric\_liuqing1@163.com

应线性反馈。文献[5]中 PDR 定位采用波峰波谷法进行步态检测,其改进离线步长估计并提出一种基于自适应粒子滤波的室内行人 WiFi-PDR 组合定位算法。文献[6]引入渐消式因子,采用渐消自适应 EKF 算法实现 PDR-WiFi 融合定位,该方法虽然提高了稳定性,但在多次行迹转弯处定位精度较低。

上述研究通过融合方法改善了单一系统的定位性能,但仍存在如下问题:WiFi 定位在线匹配权值设置不合理,造成单点误差偏大;PDR 定位步态检测判据单一、离线步长估计未考虑行人差异性,致使累积误差增加。为此,本文提出一种基于扩展 Kalman 滤波(Extended Kalman Filter, EKF)的室内 WiFi-PDR 融合定位算法。WiFi 定位采用改进的 WKNN 算法,以参考点与指纹库的接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)相对差值对匹配权重进行修正,以提高定位精度。对 PDR 定位算法进行改进,以三重步态约束准确判定步数并采用在线步长估计模型提高步长估计的准确性。在改进 WiFi 和 PDR 算法的基础上,采用 EKF 将 WiFi 与 PDR 的定位信息进行融合,用其特有的位置轨迹约束性避免定位结果发散,以在多次行人转弯后获得精确和稳定的融合定位结果。

## 1 基于改进 WKNN 算法的 WiFi 定位

在基于 EKF 的室内 WiFi-PDR 融合定位中,由于 WiFi 单点定位没有累计误差,常在融合定位中作为观测方程。WiFi 定位的核心是按照一定的位置间隔建立离线指纹库并采用在线匹配算法进行位置估计。

### 1.1 基于 RSSI 的 WiFi 位置指纹定位原理

基于 RSSI 的 WiFi 位置指纹定位<sup>[7]</sup>包括离线采集指纹库和在线匹配定位阶段。离线阶段,在定位区域按照一定的位置间隔共产生  $m$  个位置指纹,记作  $\{F_1, F_2, \dots, F_i, \dots, F_m\}$ ,每个位置指纹样例与一组位置  $\{L_1, L_2, \dots, L_i, \dots, L_m\}$  一一对应。每个位置指纹  $F_i$  记录该指纹点的 MAC 地址和接收到的 RSSI 向量集  $\{P_i^1, P_i^2, \dots, P_i^j, \dots, P_i^n\}$ 。其中,  $P_i^j (1 \leq j \leq n)$  表示在  $L_i$  位置点接收到来自第  $j$  个 WiFi 信号无线接入点(Access Point, AP)信标点的 RSSI。建立 WiFi 位置指纹数据库后,在线匹配定位阶段首先将一个待测 RSSI 位置指纹点  $i$  指纹样例记作  $R$ ,其包括来自  $n$  个接入点的信号接收强度,即  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 。在线定位阶段误差较小的是 KNN 和 WKNN 算法<sup>[8-9]</sup>。KNN 算法首先计算  $R$  与各个位置指纹库的 RSSI 欧式距离<sup>[10]</sup>,按从小到大选取  $k$  个指纹坐标点,加权平均  $k$  个坐标点作为最终位置估计。更进一步, WKNN 算法采用欧氏距离倒数作为加权系数,对所用指纹参考点的位置坐标进行加权位置估计。

### 1.2 改进的 WKNN 在线匹配定位算法

由于在 WKNN 中,  $W_i$  仅采用欧式距离倒数,不能准确反映权重系数,因此本文在线匹配阶段采用改进的 WKNN 算法进行定位估计。改进的 WKNN 算法不仅考虑欧式距离的加权系数  $W_i$ ,而且考虑  $K$  近邻与参考点相对差值的影响,通过定位点与  $K$  近邻点的 RSSI 相对偏差确定权重修正系数  $b_i$ ,并对基于欧式距离的权重系数  $W_i$  进行修正。本文改进的位置估计如式(1)所示。

$$L = (\tilde{x}, \tilde{y}) = \sum_{i=1}^k (W_i + b_i) \times (x_i, y_i) \quad (1)$$

其中,  $(\tilde{x}, \tilde{y})$  为定位结果坐标,  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个近邻参考节点的位置坐标。

为求出定位结果坐标,首先需要确定  $W_i$  和  $b_i$  的数值。 $W_i$  可利用欧氏距离通过式(2)确定。

$$W_i = \frac{1}{d_i} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^k \frac{1}{d_i}$$

其中,  $d_i$  为待测点与第  $i$  个近邻点指纹库数据之间的欧式距离。

第  $i$  个近邻位置点的权重修正参数  $b_i$  可通过归一化 RSSI 信号强度相对差值的倒数来进一步确定,其值以式(3)为约束条件。

$$\sum_{i=1}^k b_i = 0 \quad (3)$$

设待定位点第  $i$  个近邻点位置指纹的 RSSI 为  $F_i$ ,则改进 WKNN 算法的权重系数为  $W_i + b_i$ 。记  $e_i = R - F_i$  为  $R$  的绝对差值,  $e_{r_i} = e_i / F_i$  为  $R$  的相对偏差。指纹点与定位点的欧氏距离越近,其相对偏差绝对值  $|e_{r_i}|$  越小,对 WKNN 算法的整体权重系数影响越大。将  $1/|e_{r_i}|$  的归一化结果进行拟合,可求解  $b_i$ 。具体步骤如下:

1) 为减小  $1/|e_{r_i}|$  的随机波动性对权重修正系数  $b_i$  的影响,首先对  $|e_{r_i}|$  的多次测量结果采用 3 阶多项式拟合后求平均值,并作为近邻点  $i$  的相对偏差绝对值  $|e_{r_i}|$ ,进而确定  $1/|e_{r_i}|$  的数值。将  $1/|e_{r_i}|$  归一化为:

$$S\left(\frac{1}{|e_{r_i}|}\right) = \frac{1}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{|e_{r_i}|}} \quad (4)$$

2) 拟合  $b_i$  和归一化  $S\left(\frac{1}{|e_{r_i}|}\right)$  的函数关系,确定修正系数  $b_i$ 。 $b_i$  和  $S\left(\frac{1}{|e_{r_i}|}\right)$  的函数关系可用式(5)所示的多项式表示。

$$b_i = \sum_{k=0}^n \alpha_k \times S^k\left(\frac{1}{|e_{r_i}|}\right) \quad (5)$$

基于  $b_i$  和  $S\left(\frac{1}{|e_{r_i}|}\right)$  的实验样本数据,对式(5)函数

进行多项式拟合。根据拟合误差最小准则确定  $b_i$  与  $S(\frac{1}{\tau_{e_{r_i}}})$  的函数关系为 2 阶多项式,通过 2 阶多项式拟合确定系数  $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$ , 可得  $b_i$  与  $S(\frac{1}{\tau_{e_{r_i}}})$  的关系为:

$$b_i = 3.387 \times S^2(\frac{1}{\tau_{e_{r_i}}}) - 0.842 \times S(\frac{1}{\tau_{e_{r_i}}}) - 0.027 \quad (6)$$

综上,首先求解式(2)中的  $W_i$ ,然后利用  $b_i$  和式(4)归一化后的  $S(\frac{1}{\tau_{e_{r_i}}})$  的关系,通过式(5)、式(6)最终确定 WKNN 中权重修正系数  $b_i$  的数值。以  $W_i + b_i$  作为改进 WKNN 的权重系数,通过式(1)进行定位解算。在该过程中,不仅考虑到 K 近邻参数的相对偏差影响,且进一步修正了定位估计结果。

## 2 在线修正及多重步态检测的 PDR 定位

PDR 定位算法利用行人的初始位置和状态,根据行走方向和位置的变化,实时确定行人的位置、速度、方向参数<sup>[11]</sup>。PDR 定位算法的关键是步频、步长和方向角的计算。

PDR 定位原理为:在二维平面内,行人的运动轨迹可由步长和方向角计算得到,若已知  $t_{k-1}$  时刻的位置坐标为  $(E(t_{k-1}), N(t_{k-1}))$ ,则  $t_k$  时刻位置坐标为:

$$E(t_k) = E(t_{k-1}) + S \times \cos(\theta_{k-1}) \quad (7)$$

$$N(t_k) = N(t_{k-1}) + S \times \sin(\theta_{k-1}) \quad (8)$$

其中,  $E(t_k)$  和  $N(t_k)$  分别表示  $t_k$  时刻东向和北向的坐标值,  $S$  表示  $t_{k-1}$  时刻的步长,  $\theta_{k-1}$  表示  $t_{k-1}$  时刻的方向角。通过式(7)、式(8)可推算出以后每一步的状态信息。

### 2.1 基于三重约束条件的步频检测

步频检测的准确性不仅由采样频率决定,且与基于波峰波谷的检测方法有关。传统 PDR 步态检测<sup>[12]</sup>方法采用峰值检测法约束固定时间窗的加速度极值,忽略了相邻峰值对行人加速度的约束。本文采用改进的简单门限+时间+波峰波谷法,不仅通过门限对加速度进行约束以提高步频准确度,且可避免过多参数的训练学习,易在智能手机终端实现。算法具体步骤为:

- 1) 用 Android 手机获取三轴加速度数据。
- 2) 用线性加速度数据和当地重力加速度经拟合后获取准确的重力加速度。
- 3) 记一组约束条件  $(p, v, \Delta t_p, \Delta t_v, |\Delta p|, |\Delta v|)$ , 分别判别波峰、波谷、相邻波峰时间差、相邻波谷时间差、相邻波峰幅值差的绝对值和相邻波谷幅值差的绝对值。

满足三重步频检测方法的波峰、波谷的判别条件分别如式(9)、式(10)所示。

$$peak = \begin{cases} 1, p > \delta_p > 0 \text{ 且 } \delta_{\Delta t_p^-} < \Delta t_p < \delta_{\Delta t_p^+} \text{ 且 } 0 < |\Delta p| < \delta_{|\Delta p|} \\ 0, p < \delta_p \text{ 或 } 0 < \Delta t_p < \delta_{\Delta t_p^-} \text{ 或 } \Delta t_p > \delta_{\Delta t_p^+} \text{ 或 } \delta_{|\Delta p|} < |\Delta p| \end{cases} \quad (9)$$

$$valley = \begin{cases} 1, v < \delta_v < 0 \text{ 且 } \delta_{\Delta t_v^-} < \Delta t_v < \delta_{\Delta t_v^+} \text{ 且 } 0 < |\Delta v| < \delta_{|\Delta v|} \\ 0, v > \delta_v \text{ 或 } 0 < \Delta t_v < \delta_{\Delta t_v^-} \text{ 或 } \Delta t_v > \delta_{\Delta t_v^+} \text{ 或 } \delta_{|\Delta v|} < |\Delta v| \end{cases} \quad (10)$$

本文方法首先利用条件组  $(p, \Delta t_p, |\Delta p|)$  对式(9)进行真实波峰检测。在式(9)中,  $peak = 1$  表示该加速度数据是波峰,  $peak = 0$  表示非波峰,  $(\delta_p, \delta_{\Delta t_p^-}, \delta_{\Delta t_p^+}, \delta_{|\Delta p|})$  是波峰检测的阈值组,均通过经验数据取得。若条件组  $(p, \Delta t_p, |\Delta p|)$  都满足式(9)中的  $peak = 1$ , 则判定为真波峰, 否则为伪波峰。统计符合  $peak = 1$  的波峰总个数  $count_1$ 。

然后利用条件组  $(v, \Delta t_v, |\Delta v|)$  对式(10)进行真实波谷检测。在式(10)中,  $(\delta_v, \delta_{\Delta t_v^-}, \delta_{\Delta t_v^+}, \delta_{|\Delta v|})$  是波谷检测的阈值组,同样通过经验数据取得。同理,通过检测统计波谷的总个数  $count_2$ 。

最后,由于初始条件中未知是先经过真波峰还是真波谷,以及最后判定结果是真波峰还是真波谷,故取  $count_1$  和  $count_2$  的最大值为最终步数。

综上,基于三重约束条件的步频检测考虑了相邻峰值对行人加速度的约束,可避免传统 PDR 步态检测方法的误判问题,从而实现步数的准确判定。

### 2.2 步长估计

传统步长方法常基于线性模型得出结果,其中,典型的离线步长三参数线性模型<sup>[13]</sup>如式(11)所示。

$$SL = A + B \times P + C \times S_{\max} \quad (11)$$

其中,  $P$  表示每步的步态周期,  $S_{\max}$  表示平滑处理后的加速度波峰值。在传统线性模型中,  $A, B, C$  为回归系数,需通过离线学习训练获得,但训练样本时需考虑实际中不同行人运动间的差异性,因此,该方法普适性不强。针对该问题,本文采用在线步长估计方法,选取至少包含 10 个步长的时间内的加速度数据,通过二次积分求得该段时间的平均步长,利用滑动窗口进行在线步长估计。该过程如式(12)、式(13)所示。

$$V_k = V_{k_0} + \int_{t_{k-}}^{t_{k+}} a_k dt \quad (12)$$

$$S_k = \int_{t_{k-}}^{t_{k+}} (V_k + \Delta V) dt + \delta_k \quad (13)$$

其中,  $V_k, S_k$  分别表示行人在第  $k$  步的速率和步长,  $V_{k_0}$  表示其在第  $k$  步的初始速率,  $t_{k-}, t_{k+}$  分别表示第  $k-1$  步和第  $k+1$  步的时间,  $a_k$  表示第  $k$  步的加速度。由于存在模型误差,  $\Delta V$  表示第  $k$  步的速度误差,  $\delta_k$  表示第  $k$  步的速度观测误差,观测误差包含行人抖动误差和传感器误差等。为使该方法更具普适性,不同行人的速度观测误差根据其在线学习训练获取。

为消除步长的累计误差,采用滑动窗口法,如式(14)所示。

$$S_i = \frac{\sum_{k=i-N}^{i+N} S_k}{2N+1} \quad (14)$$

其中,  $2N+1$  为滑动窗口的长度。

取在线步长估计结果  $S_i$  作为第  $i$  次滑动的步长。通过滑动窗口法不仅可以减少估计误差,而且其动态性地自适应当前步长。本文采用在线步长估算可削弱不同行人个体间的差异,通过滑动窗口法可进一步提高 PDR 定位的精度。

### 2.3 方向角估计

PDR 定位的关键之一是方向角的确定。传统每步方向角的估计通常取每步的波峰(谷)时刻作为当前步的方向角。为保证方向角的可靠性并削弱随机性,本文改进 PDR 定位中每步方向角的选取方法为:首先在采样频率为 50 Hz 的条件下,通过多重约束条件的步态检测出第  $k$  步,其中,第  $k$  步包含  $n$  个不同时刻的方向角,记为  $\theta_k = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i, \dots, \theta_n\}$ , 然后对  $\{\theta_3, \theta_4, \dots, \theta_i, \dots, \theta_{n-3}, \theta_{n-2}\}$  求均值作为第  $k$  步的方向角,以削弱来自波峰(谷)时刻的波动性现象。

## 3 基于 EKF 的室内 WiFi-PDR 融合定位

WiFi 信号波动性大,定位结果存在回跳现象,但其无累计误差;PDR 定位在短时间内精度较高,但存在累计误差。WiFi 和 PDR 的融合定位以 WiFi 初始定位结果作为 PDR 定位初始位置,以 PDR 定位约束 WiFi 定位结果,利用 PDR 短时间内定位精度高的优势缓解 WiFi 定位的回跳现象。因此,本文采用便于线性化函数实现递推滤波的 EKF<sup>[14]</sup> 进行 WiFi-PDR 融合定位,以提高系统的定位精度和稳定性。

### 3.1 EKF 算法原理

EKF 应用线性系统 Kalman 滤波公式<sup>[15]</sup> 对非线性模型进行一阶泰勒展开。在满足高斯噪声条件下,且

状态方程和观测方程接近满足线性连续时,EKF 性能最佳。WiFi 定位和 PDR 定位满足 EKF 的条件,常取 PDR 定位信息作为 EKF 算法的状态方程信息,WiFi 定位信息和 PDR 方向信息作为观测方程的参数。

系统状态方程和观测方程如式(15)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\tau}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $\boldsymbol{\varphi}_k$  为  $t_{k-1}$  至  $t_k$  的一步转移矩阵,  $\boldsymbol{\tau}_{k-1}$  为系统噪声驱动矩阵,  $\mathbf{H}_k$  为量测矩阵,  $\mathbf{w}_k$  为系统激励噪声序列,  $\mathbf{V}_k$  为量测噪声序列,且  $\mathbf{w}_k$  和  $\mathbf{V}_k$  为不相关的白噪声序列,  $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ ,  $\mathbf{V}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ ,  $\mathbf{Q}_k$  和  $\mathbf{R}_k$  分别是  $\mathbf{w}_k$  和  $\mathbf{V}_k$  的协方差矩阵。

### 3.2 基于 EKF 的融合定位流程

本文基于 EKF 的室内 WiFi-PDR 融合定位算法结构如图 1 所示。算法步骤为:

1) 利用 Android 手机的线性加速度传感器及三轴加速度传感器对 PDR 采集数据进行预处理,加速度、方向传感器数据采集界面如图 2 所示。

2) 用本文三重步态检测判定行人状态信息并用方向传感器获取实时方向数据,当检测到行走步数时,启动 WiFi 定位模块及 EKF 融合模块,其中,为削弱定位结果的波动性,WiFi 定位采用改进的 WKNN 算法对在线匹配权值进行修正以获取精确的定位信息。PDR 初始定位值取 WiFi 定位均值,将 PDR 中改进的步长估计、方向角作为 EKF 状态信息输入,将 WiFi 定位模块的定位坐标、PDR 定位航向角及其增量信息作为 EKF 的测量信息输入量。

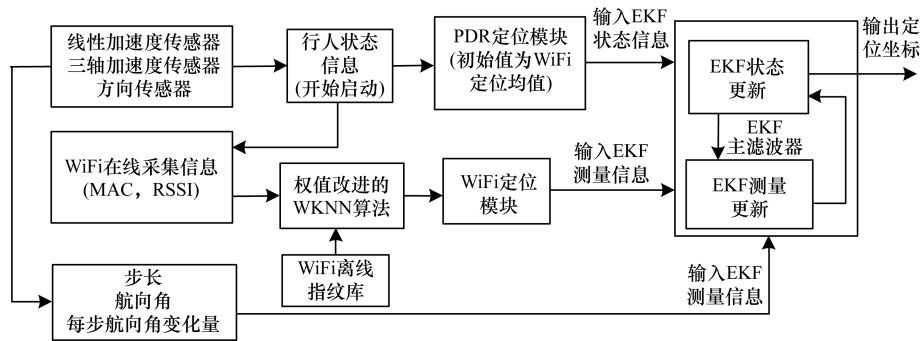


图 1 室内 WiFi-PDR 融合定位算法结构

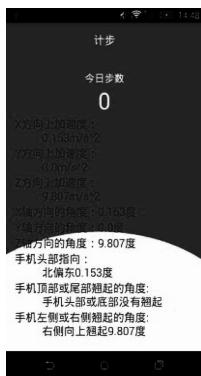


图 2 Android 手机数据采集界面

根据行人的行走信息进行系统建模,如式(16)所示。

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} + s \times \cos(\theta_{k-1}) \\ y_{k-1} + s \times \sin(\theta_{k-1}) \\ \theta_k \end{bmatrix} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (16)$$

其中,  $(x_k, y_k)$  为行人在  $k$  时刻的位置,第一步坐标取 WiFi 定位坐标,  $\theta_k$  为行人在  $k$  时刻的方向角,  $\mathbf{W}_{k-1}$  为系统过程噪声,  $s$  为  $k$  时刻的步长。

由图 1 的融合定位算法结构可知,采用 PDR 每步坐标和方向作为状态输入参数进行 EKF 主滤波器状态更新。当检测出 PDR 每步的时刻,同一时间

截取 WiFi 的定位坐标和 PDR 定位的方向角及每步的方向增量作为观测方程。采用 WiFi 定位结果和 PDR 定位中的方向角及其变化量作为 EKF 测量方程的输入参数,测量方程如式(17)所示。

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \\ \Delta\theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_{k-1} + \Delta\theta_k \\ \theta_k - \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k \quad (17)$$

其中,  $(x_k, y_k)$  为  $k$  时刻的 WiFi 定位坐标,  $\Delta\theta_k$  为行人在  $k$  时刻的方向角的变化量,  $\theta_k, \theta_{k-1}$  分别为行人在  $k$  时刻和  $k-1$  时刻的方向角,  $\mathbf{V}_k$  为系统观测噪声。

基于 EKF 的 WiFi-PDR 融合定位具体过程为:

1) 初始化  $\mathbf{X}_k, \mathbf{Z}_k$  和  $\mathbf{X}_k$  的初始协方差矩阵  $\mathbf{P}_k$ 。

2) 利用式(16)的 PDR 状态信息,通过式(15)计算状态向量的预测值  $\mathbf{X}_{k/k-1} = \boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{X}_{k-1}$ 。其中,预测值  $\mathbf{X}_{k/k-1}$  初始坐标分量取 WiFi 定位坐标。

3) 根据前一步骤数据,通过式(15)、式(17)计算当前步数的 WiFi 坐标、PDR 方向角及其增量信息。观测向量的预测值  $\mathbf{Z}_{k/k-1} = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_{k/k-1}$ 。

4) 通过一阶线性化状态方程求解状态转移矩阵

$$\boldsymbol{\varphi}_k \approx \left. \frac{\partial(\boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{X}_{k-1})}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{X}=\mathbf{X}_{k/k-1}}$$

5) 通过式(15)及前一步骤计算 PDR 定位信息状态向量,以预测方差阵  $\mathbf{p}_{k/k-1} = \boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{p}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k^T + \boldsymbol{\tau}_{k-1} \cdot \mathbf{Q}_k \boldsymbol{\tau}_{k-1}^T$ 。其中,  $\mathbf{p}_{k-1}$  表示初始估计协方差矩阵,其已知。

6) 计算增益  $\mathbf{K}_k = \mathbf{p}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{p}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}$ 。

7) 计算 PDR 定位状态的估计值  $\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{Z}_{k/k-1})$ 。

8) 通过前一步骤估计方差阵预测当前状态向量估计方差阵  $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1}$ 。其中,  $\mathbf{P}_{k/k-1}$  和  $\mathbf{P}_k$  是第  $k$  时刻预测和估计协方差矩阵。如此循环状态更新和测量更新,直至输出  $\mathbf{X}_k$  的定位坐标。

综上所述,采用改进步态检测方法准确判定步数并启动 EKF 融合定位,调用 WiFi 在线参数采集进行基于改进 WKNN 算法的 WiFi 定位。以 PDR 定位信息作为 EKF 状态信息的输入,以 WiFi 定位信息及 PDR 定位中方向信息作为 EKF 的测量信息输入,利用 EKF 主滤波器不断更新 WiFi 和 PDR 的定位信息,从而准确地输出定位坐标。

## 4 定位实验及结果分析

本文选取某校 3 号教学楼中的 2 层楼作为实验环境,场地走廊面积为  $64 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ ,中间休息厅为  $8 \text{ m} \times 8 \text{ m}$ ,如图 3 所示。在实际环境中选取 4 个 WiFi 无线 AP 作为定位信标,采用华为荣耀 6X 手机作为 PDR 和 WiFi 数据的采集工具,分别采用 WiFi 定位算法、PDR 定位算法和 WiFi-PDR 融合定位算法进行定位实验与分析。

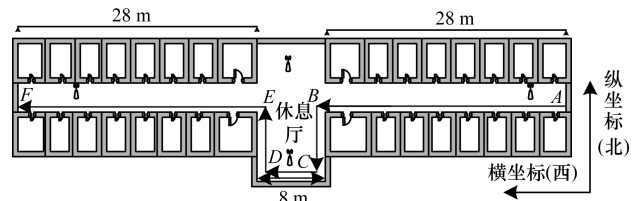


图 3 室内定位实验环境

### 4.1 基于改进 WKNN 算法的 WiFi 定位实验

为验证改进 WKNN 算法的性能,选取 WiFi 指纹库单元网格为  $4 \times 4 \text{ m}^2$ ,分别在标准差为 1 dBm ~ 6 dBm 的高斯噪声条件下对 KNN 算法、WKNN 算法和改进的 WKNN 算法进行定位对比,每次实验采集 300 个随机坐标点。图 4 所示为 3 种算法的均方根误差对比结果。

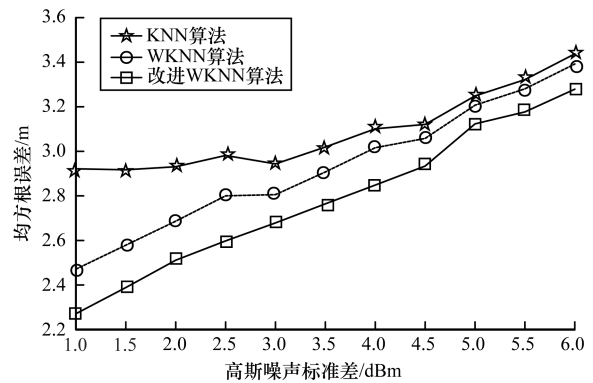


图 4 3种定位算法均方根误差对比

从图 4 可以看出,在噪声标准差为 1 dBm ~ 6 dBm 条件下,本文改进 WKNN 算法均方根误差均小于 KNN 算法和 WKNN 算法。在标准差为 3 dBm 的噪声下,改进 WKNN 算法的定位均方根误差小于 2.68 m,平均定位精度比 WKNN 算法提高 5%,比 KNN 算法提高 9%。在 6 dBm 噪声下,其平均定位精度比 WKNN 算法提高 5.2%,比 KNN 算法提高 6.8%。

### 4.2 PDR 定位实验

为验证 PDR 定位的性能,基于手机实测数据进行 PDR 单独定位,其中,数据更新频率为 50 Hz。以 A 点作为定位初始位置,在图 3 所示的实验环境中,行人从 A 经过 4 个直角拐弯 BCDE 后以匀速走到终点 F,行程为 78 m,实际行走 121 步。经多次实测实验,采用多重约束条件的步频检测步数为 120,步数检测准确度达 99.2%。实验中对本文改进的多重步态检测及步长修正 PDR 方法和传统的离线步长估计方法进行对比,2 种方法的 PDR 定位打点结果如图 5 所示,定位误差如图 6 所示。从图 5 可以看出,与传统 PDR 定位相比,改进的 PDR 定位结果更接近实际行走路线,实际均方根误差仅为 1.8 m,而传统 PDR 定位方法为 3.3 m。从图 6 可以看出,由于方向及离线步长估计存在较大的误差,传统 PDR 定位

最大累积误差达到 5.8 m,在行走过程中无论直行还是在多次拐弯中都有明显的偏移,拐弯处最大偏差为 3.5 m。而改进的 PDR 定位方法最大累积误差仅为 3.1 m,拐角处最大偏差为 2.2 m。可以看出,改进的 PDR 定位方法能够显著降低 PDR 的定位累计误差。

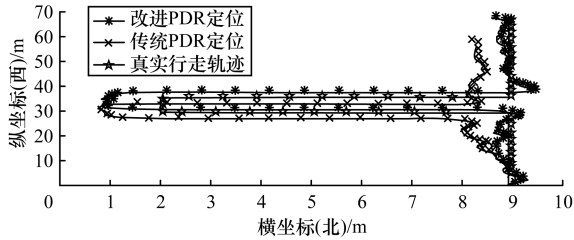


图 5 2 种 PDR 定位打点结果

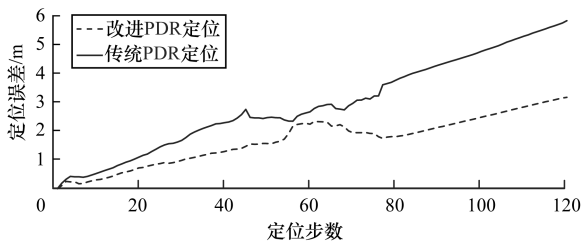


图 6 2 种 PDR 定位误差结果

### 4.3 基于 EKF 的 WiFi-PDR 融合定位实验

对本文 WiFi 定位算法、PDR 定位算法和基于 EKF 的 WiFi-PDR 融合定位算法进行定位实验与对比。取 WiFi 高斯噪声标准差为 3 dBm, PDR 初始位置为 WiFi 的定位结果,在融合定位中,噪声  $W_{k-1}$  的 PDR 横坐标协方差为 0.134 7,纵坐标协方差为 0.707 5,方向角协方差为 0.050 0。3 种算法定位打点结果如图 7 所示,定位误差结果如图 8 所示。

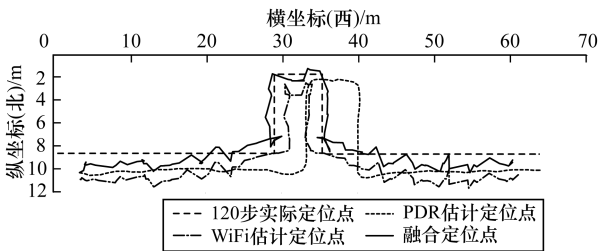


图 7 3 种算法定位打点结果

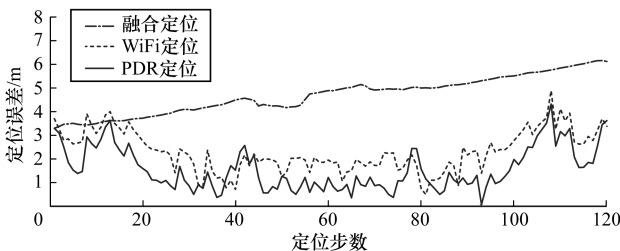


图 8 3 种算法定位误差结果

从图 7 可以看出, WiFi 定位结果与实际行走轨迹的偏差较大,其定位随机性较大且精度较低。PDR 单独定位误差最大,原因是 PDR 以 WiFi 初始定位结果为初始位置,存在初始误差和 PDR 累积误差,尤其在多次拐弯处偏差较大。与单独 WiFi 定位或单独 PDR 定位相比,基于 EKF 的 WiFi-PDR 融合定位结果更加接近实际行走路线,其定位均方根误差仅为 1.7 m,明显优于 WiFi 定位 (2.5 m) 和 PDR 定位 (4.7 m)。

从图 8 可以看出,在行走第 1 步 ~ 第 20 步和第 95 步 ~ 第 120 步的区间内, WiFi 定位的稳定性较差,最大定位误差为 4.87 m,误差波动达到 4.42 m。PDR 定位由于以 WiFi 定位为起始定位点而存在初始误差,加上传感器自身的累计误差,导致最大误差达到 6.1 m,在拐弯处的误差为 5.1 m。基于 EKF 的 WiFi-PDR 融合定位误差最小,平均定位误差为 1.52 m,且在拐弯处定位误差较小,表明该算法具有较好的鲁棒性和稳定性,可以改善定位性能。

## 5 结束语

WiFi 定位的精度及稳定性较低, PDR 定位存在累积误差,本文提出一种基于 EKF 的室内 WiFi-PDR 融合定位算法。WiFi 定位基于改进的 WKNN 算法,以解决高斯噪声下的定位回跳问题。PDR 定位基于 Android 手机采集数据,采用多重约束条件的步态检测和在线步长估计方法,从而提高步数和步长计算的准确性。采用 EKF 实现 WiFi 和 PDR 的融合定位估计,进一步提高定位精度。实验结果表明,与 WiFi 和 PDR 单独定位相比,该融合定位算法精度较高,可以降低连续定位的累计误差,具有较好的鲁棒性。下一步将在基于 802.11 协议的不同 WiFi 室内环境及噪声时变条件下,对该融合定位算法进行研究。

## 参考文献

- [ 1 ] CHEN X, PANG J. Measuring query privacy in location-based services[J]. Geoinformatica, 2014, 18(1): 95-133.
- [ 2 ] DENG Z A, HU Y, YU J, et al. Extended Kalman filter for real time indoor localization by fusing WiFi and smartphone inertial sensors [ J ]. Micromachines, 2015, 6(4): 523-543.
- [ 3 ] 周瑞,袁兴中,黄一鸣. 基于卡尔曼滤波的 WiFi-PDR 融合室内定位 [ J ]. 电子科技大学学报, 2016, 45(3): 399-404.
- [ 4 ] 姚团结,魏东岩,袁洪,等. 基于反馈校正的 WLAN 与 PDR 融合定位方法研究 [ J ]. 仪器仪表学报, 2016, 37(2): 446-453.
- [ 5 ] 李楠,陈家斌,袁燕. 基于 WiFi/PDR 的室内行人组合定位算法 [ J ]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(4): 483-487.

## 参考文献

- [1] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. Bell Labs Technical Journal, 1948, 27(4): 379-423.
- [2] ARIKAN E. Channel polarization: a method for constructing capacity achieving codes for symmetric binary-input memoryless channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(7): 3051-3073.
- [3] 赵玮,郑博,张衡阳,等. 基于RS-Polar编码的机载战术网络MAC协议[J]. 计算机工程, 2017, 43(12): 83-87.
- [4] MORI R, TANAKA T. Performance of polar codes with the construction using density evolution[J]. IEEE Communications Letters, 2009, 13(7): 514-521.
- [5] WU D, LI Y, SUN Y. Construction and block error rate analysis of polar codes over AWGN channel based on Gaussian approximation[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(7): 1099-1102.
- [6] 舒长青,沙金. 极化码编码器的硬件实现[J]. 电视技术, 2014, 38(13): 59-61.
- [7] LEROUX C, TAL I, VARDY A, et al. Hardware architectures for successive cancellation decoding of polar codes[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1665-1668.
- [8] BERHAULT G, LEROUX C, JEGO C, et al. Partial sums generation architecture for successive cancellation decoding of polar codes[C]//Proceedings of 2013 IEEE Workshop on Signal Processing Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 407-412.
- [9] OOMMEN M S, RAVISHANKAR S. FPGA implementation of an advanced encoding and decoding architecture of polar codes[C]//Proceedings of International Conference on Vlsi Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 56-60.
- [10] YOO H, PARK I C. Partially parallel encoder architecture for long polar codes[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2015, 62(3): 306-310.
- [11] RAJ U M N, NARAYANA E V. An advanced architecture with low complexity of partially parallel polar encoder[C]//Proceedings of International Conference on Communication and Electronics Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [12] ARPURE A, GUGULOTHU S. FPGA implementation of polar code based encoder architecture[C]//Proceedings of 2016 International Conference on Communication and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 691-695.
- [13] ZHANG C, YANG J, YOU X, et al. Pipelined implementations of polar encoder and feed-back part for SC polar decoder[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 3032-3035.
- [14] SHIH X Y, HUANG P C, CHEN Y C. High-speed low-area-cost VLSI design of polar codes encoder architecture using radix-k processing engines[C]//Proceedings of 2016 IEEE Global Conference on Consumer Electronics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 1-2.
- [15] 张青,王珂,张春艳,等. 基于高性能并行计算的旋转网球空气动力学模拟[J]. 计算机工程, 2017, 43(12): 45-50.
- [16] GOLUB G H, VANLOAN C F. Matrix computations[M]. Baltimore, USA: Johns Hopkins University Press, 1983.
- [17] PFISTER H D. A brief introduction to polar codes[EB/OL]. [2017-12-10]. <http://pfister.ee.duke.edu/courses/ecen655/polar.pdf>.
- [18] ARIKAN E. Systematic polar coding[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(8): 860-862.

编辑 吴云芳

(上接第71页)

- [6] 胡安冬,王坚,汪云甲,等. 利用渐消自适应EKF算法进行PDR-WiFi融合定位[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(11): 1556-1562.
- [7] 汪伦杰,廖兴宇,潘伟杰,等. 基于信号均值滤波+k-means+WKNN的Wifi指纹定位算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(3): 30-34.
- [8] NIU J, WANG B, SHU L, et al. ZIL: an energy-efficient indoor localization system using ZigBee radio to detect Wifi fingerprints[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(7): 1431-1442.
- [9] MA R, GUO Q, HU C, et al. An improved WiFi indoor positioning algorithm by weighted fusion[J]. Sensors, 2015, 15(9): 21824-21843.
- [10] 徐潇潇,谢林柏,彭力. 基于WiFi信号强度特征的室内定位系统设计[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 87-91.
- [11] LI H, CHEN X, JING G, et al. An indoor continuous positioning algorithm on the move by fusing sensors and Wi-Fi on smartphones[J]. Sensors, 2015, 15(12): 31244-31267.
- [12] LI F, ZHAO C, DING G, et al. A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors[C]//Proceedings of 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. New York, USA: ACM Press, 2012: 421-430.
- [13] LI X, WANG J, LIU C. A Bluetooth/PDR integration algorithm for an indoor positioning system[J]. Sensors, 2015, 15(10): 24862-24885.
- [14] 陈国良,张言哲,汪云甲,等. WiFi-PDR室内组合定位的无迹卡尔曼滤波算法[J]. 测绘学报, 2015, 44(12): 1314-1321.
- [15] 吕国宏,秦品乐,苗启广,等. 基于多新息理论的EKF算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2016, 37(3): 576-580.

编辑 吴云芳