

吴雅琴,杨硕,师兰兰. 基于位置指纹与 PDR 融合的室内定位算法研究[J]. 矿业科学学报, 2019, 4(5): 448-454. DOI: 10.19606/j.cnki.jmst.2019.05.010

Wu Yaqin, Yang Shuo, Shi Lanlan. Research on indoor positioning algorithm based on location fingerprint and PDR[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2019, 4(5): 448-454. DOI: 10.19606/j.cnki.jmst.2019.05.010

基于位置指纹与 PDR 融合的室内定位算法研究

吴雅琴, 杨硕, 师兰兰

中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083

摘要:运用位置指纹与行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)融合的方法研究室内定位算法,以提高室内定位精度。对于位置指纹算法,通过优化指纹数据库完成离线数据训练,通过限定区域加权 K 实现最优邻近法的在线实时匹配。对于行人航位推算算法,提出自适应加权波峰检测算法检测步频,改进了步长估算的非线性模型,融合陀螺仪和磁力计信息进行航向估计。最终运用无迹卡尔曼滤波器对位置指纹和 PDR 进行融合,提高了定位精度,并在定位系统中进行了验证和应用。

关键词:室内定位;位置指纹;行人航位推算;融合算法

中图分类号:TP 301.6, TP 212.9 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-2193(2019)05-0448-07

Research on indoor positioning algorithm based on location fingerprint and PDR

Wu Yaqin, Yang Shuo, Shi Lanlan

School of Mechanical Electronic of Information Engineering, China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China

Abstract: To improve the indoor positioning accuracy, the methods of position fingerprint and pedestrian dead reckoning (PDR) are used to study the indoor positioning algorithm. For position fingerprint algorithm, the fingerprint database is optimized through the offline data training phase, and the optimization of the nearest neighbor algorithm is carried out by limiting the region weighted value K through the online real-time matching phase. For PDR algorithm, the self-adaptation peak detection algorithm used for step frequency detection is proposed. The improved nonlinear model is used for step size estimation. Moreover, The gyroscope's information are fused to magnetometer's information in the heading estimation. Finally, the unscented Kalman filter is used to fuse the position fingerprint algorithm and PDR method, which improves the positioning accuracy and the practicability of the fusion algorithm is verified by the positioning system.

Key words: indoor positioning; position fingerprint; pedestrian dead reckoning; fusion algorithm

个人穿戴设备、手机、智能手表等便携式智能设备的广泛普及带来了随时随地获取即时个人位置及周边信息的需求,随之而来的是基于位置的服

务(LBS)在全球范围内的蓬勃发展。全球导航卫星系统(GNSS)在室外的定位应用发挥着巨大作用,但 GNSS 无线信号在空气中传播时会受到物体

收稿日期:2018-12-03

基金项目:国家重点研发计划(2016YFC0801402);中央高校基本科研业务费专项资金(2011YJ15)

作者简介:吴雅琴(1970—),女,江苏南通人,副教授,主要从事模式识别、物联网技术、信息融合方面的研究工作。Tel:010-62331454, E-mail: wyqcumt@126.com

遮挡与阻拦^[1],尤其是存在多径效应等问题,使得 GNSS 在应用到室内定位时丧失了原本在露天环境下的优势,所以需要寻求更合适的定位技术来提高室内定位的精度。

室内定位技术的难点集中在定位技术的多样性与定位算法的复杂性上。一般来说,定位技术与定位算法的优点不能有效结合起来,经常会出现所选用的定位技术功耗低、信号稳定但是能与之匹配的定位算法精度不高或者实现过于复杂等情况。本文采用基于接收信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)的位置指纹定位算法与 PDR 定位算法相融合的方式来研究室内定位算法,并通过构建的定位系统验证了该融合算法,提高了定位精度。

1 优化位置指纹定位算法

1.1 优化指纹数据库

电磁波在传输过程中会发生多径效应,相关技术都会极力消除这一现象产生的影响^[2],但位置指纹定位法利用了多径效应,使室内环境内每一个位置所接收到的不同信号源的 RSSI 值呈现特殊性和区域性。对于室内的每个位置而言, RSSI 值就像人类的指纹一样都是唯一的,将采集到的一系列 RSSI 值与位置信息的对应关系插入到指纹数据库中。在实际定位时,根据已经录入的数据就可以在指纹数据库中进行匹配得到即时位置信息。位置指纹法主要分为离线数据训练与在线实时匹配^[3]两个部分。

离线数据训练阶段的工作是构建一个精度较高的指纹数据库,供后期即时定位的信息比对使用。在实际定位过程中,移动到待测位置时,利用接收设备采集该点周围的 RSSI 值,将选取的有效 RSSI 值上传至服务端指纹数据库中搜索比较,匹配出最符合要求的位置坐标,作为待测位置的当前坐标。

实际测量过程中,采集点所接收到的 RSSI 值会发生突变与重叠,若不加处理,数据库中会出现大量错误数据与冗余数据。本文采用数据域滤波的方式过滤掉重复的数据,以提高指纹数据库自身的精度^[4]。将影响最终定位精度的数据剔除时,首先在设定好的采集点将能接收到的 RSSI 值都记录下来,记为 R_i , i 表示在此采样点上所能接收到的信号的数量。过滤突变数据的数据域阈值根据 R_i 的平均值 U 确定:

$$U = \sum_{i=1}^I R_i / I \quad (1)$$

令变化因子 θ 为信号强度最大值 R_{\max} 与最小值 R_{\min} 的平均值,即有数据域的范围为 $[U-\theta, U+\theta]$ 。将不符合该阈值范围的数据以式(1)计算出的平均值 U 代替。

实际测量时,由于很多智能设备都可当个人热点使用,存在着信号源不会固定在某一位置的现象,这就要求在测量过程中对这一类信号进行过滤。根据 MAC 地址与设备对应品牌型号运用 DFA(确定有穷自动机)算法判断接收到的无线信号是否是移动设备,对相应数据进行过滤,不作存入数据库操作。

1.2 限定区域加权 K 最近邻法

最近邻法的实质,是在指纹数据库中搜索并匹配出与待定位点距离相近的位置^[5]。对最近邻法的改进,有限定区域 K 最近邻算法、限定区域加权 K 最近邻算法等。

1.2.1 限定区域 K 最近邻算法

K 最近邻定位法在判断单独样本是否属于一个类别时,是从该样本所在的特征区间中选取 K 个最相似的已知类别样本来做特征匹配的^[6]。假设已经在待定位位置收集到的信号强度信息有 m 个,记这 m 个信号强度的集合为 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$,对这 m 个坐标根据欧几里得公式计算距离:

$$D_i = \sqrt{\sum_{i=1}^m (\bar{R} - R_i)^2} \quad (2)$$

式中, \bar{R} 是接收到的所有信号强度的平均值。

最后选出 D_i 中的 K 个最小值作为与待分类样本最邻近的 K 个点。

K 最近邻法每一次定位时都需要进行全库搜索,寻找距离待测节点的 K 个最近邻点,当 K 值较大时,增大算法时间复杂度呈逐渐增大的趋势,尤其对于大规模数据表现更为明显。

限定区域 K 最近邻算法在寻找最近的 K 个邻近点时,不采用全部遍历再排序的方式,而是将遍历区域缩小到一定范围内,以改善 K 最近邻法时间复杂度增大^[7]的问题。在室内定位时,依据参考点的数量划分限定区域的个数,因为测量得到的信号强度值越大,则证明与该参考点的距离越近,所以只要将接收到的所有信息按照大小排序找出最大值,就可以确定与待测点距离最近的区域^[8]。假设能够接收的有效信号强度值有 m 个,即可将指纹数据库的查找范围缩小至 $1/m$ 。

1.2.2 限定区域加权 K 最近邻算法

室内环境因复杂多样,往往不能将定位区域均匀划分,因此测量到的位置数据差异较大^[9]。为此将位置坐标进行加权处理,令加权因子为 $1/D_i$ 。对选取的参考点进行加权处理时,选取距离较小的 K 个信息点进行加权平均处理,其权值为

$$W_j = \frac{1/D_j}{\sum_{j=1}^k (1/D_j)} \quad (3)$$

用户的位置为

$$L = \sum_{j=1}^k W_j L_j \quad (4)$$

式中, W_j 为第 j 个指纹信息点的权重值; L_j 为第 j 个指纹信息点的坐标。

2 改进行人航位推算算法

2.1 行人航位推算算法

行人航位推算 PDR 的理论基础,是人的步态与姿势呈现一定的规律性,当行人携带惯性传感器运动时,根据反馈数据可以计算出行人此时运动的步态、步长以及航向角等信息,进而推算出行人当前所处的位置信息,如图 1 所示。

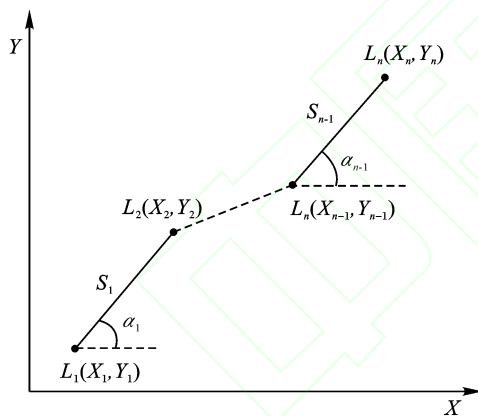


图 1 行人航位推算基本原理

Fig. 1 Principle of pedestrian dead reckoning

与基于加速度的定位算法不同的是, L_n 到 L_{n-1} 之间的距离即行人的一次运动产生的步长,是由三轴陀螺仪反馈的数据计算出,记为 S_n 。坐标 $L_1(X_1, Y_1)$ 为初始坐标数据,图中的 α 为每次运动的航向角数据,因此 L_n 点的坐标 (X_n, Y_n) 为

$$\begin{cases} X_n = X_{n-1} + S_{n-1} \cos \alpha_{n-1} \\ Y_n = Y_{n-1} + S_{n-1} \sin \alpha_{n-1} \end{cases} \quad (5)$$

PDR 算法的优势在于弱依赖于加速度传感器的精度,将原本严格依照加速度进行计算的方式转变为根据行为规范估算的方式,适用于低成本的便携式设备。PDR 算法的关键步骤分为步频检测、

步长估算、航向估算三部分。

2.2 自适应加权波峰检测算法

人体在运动时,三个方向上的加速度变化都会呈现类似于正弦波形的周期性变化。将人体运动时脚步的姿态分为抬起和下落,抬起和下落时在竖直方向的加速度呈正向增大和反向增加,水平加速度的变化和竖直方向的加速度变化相反,水平加速度在抬起和下落时不断减小和不断增加。根据这个特性可以统计人体运动时的步频。

自适应波峰检测算法的基本思想是首先判断人体当前的运动状态,根据波峰数量判断步数^[10]。一般情况下自适应波峰检测算法只计算当前状态下 n 个周期内的加速度波峰来计算加速度平均值,进而与设定的加速度阈值进行比较,确定当前行人的运动状态与步频。由于正常人在运动状态中运动形式不会在很短的时间内变化很多种运动姿势,也就是说人体运动时如果长时间进行同一种运动,那么下一时刻发生运动状态改变的概率越大,所以人体上一运动状态的类型可以作为当前运动状态的重要依据。

本文提出一种自适应加权波峰检测算法,即在自适应波峰检测算法中依据当前采样区间中的波峰与设定的阈值做比较的基础上,加入上一状态的权重来判断当前状态下的运动姿态,随着时间的增加上一状态作为判断依据的权重越来越小。自适应加权波峰检测算法的算法流程如图 2 所示。

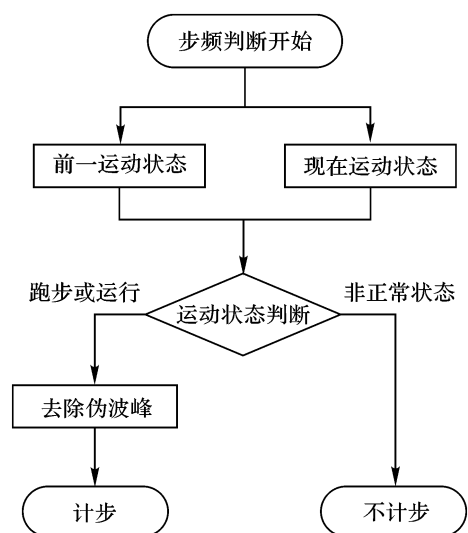


图 2 自适应加权波峰检测算法流程

Fig. 2 Flow chart of adaptive weighted peak detection algorithm

2.3 非线性步长估算模型

实际中,人体的步长与步频、步速并不总是呈现严格的线性关系,为了提高步长计算的精确度,研究人员提出了非线性模型^[11]。非线性模型主要是通过统计人在走路过程中加速度的变化,建立与加速度具有非线性关系的计算模型。常用的非线性模型有3种:

$$L = K \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (6)$$

$$L = K \frac{a_{\text{avg}} - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \quad (7)$$

$$L = K \sqrt[3]{\frac{\sum_{i=1}^n |a_i|}{n}} \quad (8)$$

式中, K 为常数,根据不同人来设置 K 值的大小; a_{\max} 和 a_{\min} 分别为行走或跑步过程中加速度的最大值和最小值; a_{avg} 为所测加速度的均值; n 为行走一步采集加速度的样本数; a_i 为第 i 个样本数的加速度。

本文采用改进的非线性步长估计模型进行实际的步长估算:

$$L = K_1 a_{\text{avg}} T_{\text{step}} + K_2 \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (9)$$

式中, K_1 和 K_2 为模型系数,可以先预设一个初值,再根据行人航向估计 PDR 与指纹定位结果进行修正,适应行走速度的变化; a_{avg} 为本次测量中加速度的平均值, m/s^2 ; T_{step} 为当前运动状态下每一步的时间, s 。

2.4 多传感器融合航向估算

2.4.1 从磁力计获取航向角

航向角通过磁力计角度和地磁北极方向的夹角获得,具有体积小、功耗低、成本低、可靠性高、航向误差不随时间累积等优点^[12]。但实际情况下的干扰磁场、磁力计安装误差、零位误差以及标定因素误差等,都会对磁力计精度产生很大影响,因此需要事先对磁力计进行校正。

在磁力计获取到本地坐标系(local coordinate system, LCS)数据之后,经过坐标系转换得到全球坐标系(global coordinate system, GCS)上 x 轴与 y 轴的磁场强度 ω_x 、 ω_y 。角度 Ang 可由式(10)获得:

$$Ang = \text{atan}(-\omega_y, \omega_x) \quad (10)$$

$$\text{atan2}(y, x) = 2 \arctan \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2} + x} \quad (11)$$

最后还需要将 Ang 转换为与地理北极的夹角 Ang^{mag} :

$$Ang^{\text{mag}} = Ang - \Delta_1 \quad (12)$$

式中, Δ_1 表示磁偏角。

2.4.2 从陀螺仪获取航向角

陀螺仪是通过测得的 x 、 y 、 z 三个轴上的角速度数据分别获取三轴角度变化值,分别为横滚角、俯仰角和航向角。陀螺仪获取的角度随时间的变化容易产生累积误差,且当初始方向不准确时,推算的角度又容易出现偏移。因此,修正误差问题后的角速度可表示为

$$\omega'_t = \omega_t^{\text{LCS}} - \Delta_2 \quad (13)$$

式中, ω_t 为 t 时刻纠正误差后的角速度; ω_t^{LCS} 为陀螺仪获得的直接角速度; Δ_2 为陀螺仪角速度的漂移误差。

坐标系转换之后,通过累加的方式可以得到航向角数据 Ang :

$$Ang = \sum_t \omega_{z,t}^{\text{GCS}} \quad (14)$$

式中, $\omega_{z,t}^{\text{GCS}}$ 为GCS坐标系下航向角在 t 时刻下绕 z 轴的变化值。

普通的航向估计算法依赖于单一测量仪器数据,陀螺仪输出角速度通过积分得到航向信息,但是陀螺仪长时间工作后存在漂移误差。磁力计可以直接提供准确的方位信息,但是容易受到各种磁场的干扰。因此,本文将陀螺仪和磁力计信息各自转换为GCS信息,通过卡尔曼滤波算法融合进行航向估计。

3 无迹卡尔曼滤波器实现算法融合

无迹卡尔曼滤波器(UKF)是通过无损变换使非线性系统方程适用于线性假设下的标准卡尔曼滤波体系。UKF是对非线性函数的概率密度分布进行近似,用一系列确定样本来逼近状态的后验概率密度,因此非线性分布统计量的计算精度较高。其算法原理中,设系统方程和量测方程具有离散形式,即

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (15)$$

式中, \mathbf{X} 是 n 维随机状态向量且服从正态分布,即 $\mathbf{X} \sim N(\bar{\mathbf{X}}, P_x)$; \mathbf{Z} 是预测向量; f 和 h 为非线性向量函数; \mathbf{W}_k 和 \mathbf{V}_k 为系统自身的噪声; \mathbf{u}_{k-1} 为确定性控制项。

UKF可以看作是基于UT变换技术的卡尔曼滤波器。

假设存在一个 n 维随机变量 δ 的均值为 $\bar{\delta}$,方差为 P ,且符合非线性变换 $y = f(x)$,那么对于 $2n+1$ 个采样点的选择策略为

$$\begin{cases} \delta_k^{(i)} = \delta_k, i = 0 \\ \delta_k^{(i)} = \delta_k + (\sqrt{(n+k)P_k})_i, 0 < i \leq n \quad (16) \\ \delta_k^{(i)} = \delta_k - (\sqrt{(n+k)P_k})_i, i > n \end{cases}$$

$$\begin{cases} \omega_m^{(0)} = \frac{\lambda}{\lambda + n} \\ \omega_c^{(0)} = \frac{\lambda}{\lambda + n} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (17) \\ \omega_m^{(i)} = \omega_c^i + \frac{\lambda}{2(\lambda + n)}, 1 \leq i \leq 2n \end{cases}$$

$$\begin{cases} X_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i f(\delta_{k-1|k-1}^i) \\ P_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [f(\delta_{k-1|k-1}^i) - X_{klk-1}] [\omega_m^0 f(\delta_{k-1|k-1}^i) - X_{klk-1}]^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad (18)$$

当前状态下的测量值为

$$\begin{cases} X_{Zklk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i h(\delta_{k-1|k-1}^i) \\ P_{Zklk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [h(\delta_{k-1|k-1}^i) - X_{Zklk-1}] [\omega_m^0 h(\delta_{k-1|k-1}^i) - X_{Zklk-1}]^T + P_{k-1} \end{cases} \quad (19)$$

根据式(18)、式(19)可得最终的滤波方程:

$$\begin{cases} X_{klk} = X_{klk-1} + K(X_k - X_{Zklk-1}) \\ P_{klk} = P_{klk-1} - P_{Zklk-1} \end{cases} \quad (20)$$

在最终定位时,将位置指纹定位结果误差与PDR定位结果误差代入式(20)中,即可完成算法融合。融合算法流程如图3所示。

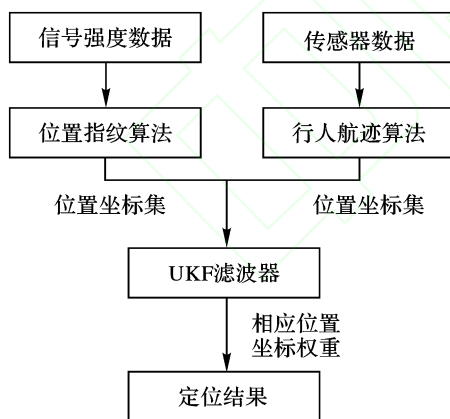


图3 融合算法流程

Fig. 3 Flow chart of the fusion algorithm

在进入定位区域后,首先根据位置指纹法确认初始位置,利用PDR算法进行即时定位;然后运行位置指纹法得到位置信息并与当前PDR算法得出的位置信息进行比较。如误差较小,则继续使用PDR算法定位;如误差较大,则将两种算法中最近对比的 n 个位置坐标作为采样点进行融合滤波择优后,修改PDR算法当前定位位置后继续定位。

根据式(16)计算采样点,根据式(17)计算相应采样点的权值。其中 λ 是一个动态变化的量,可以调接采样点与 \bar{x} 之间的距离。计算得到采样点后即可求出最终的算法融合数值, β 是一个必须大于0的常量。

利用上述UKF算法将位置指纹算法与PDR算法进行融合。将人体行走时的状态抽象为非线性模型,通过式(16)与式(17)计算出 $2n+1$ 个采样点 $\delta_{k-1|k-1}^i$ 与对应的权重 ω_m^i ,可得当前状态下的预估值:

4 测试结果与分析

为了验证算法的改进效果,设计了一个室内定位系统。该系统分为安卓客户端与Web管理端,安卓客户端包含有离线数据采集模块、在线定位模块,Web管理端包含登录模块、用户管理模块、指纹数据管理模块、定位数据管理模块、室内地图管理模块。系统的主要功能结构如图4所示。

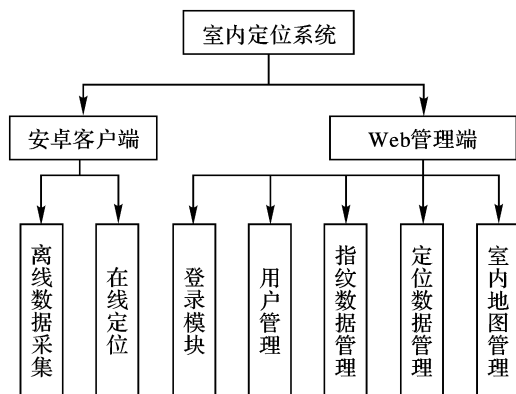


图4 系统功能结构

Fig. 4 System functional structure

本文的定位环境选择在两个不同场景。场景一是一个开阔的室内停车场环境,大小限定在长16 m、宽15.8 m的区域内,布置有3个路由器;场景二是学校教学楼。

实验时,将安卓手机连接电脑,利用安卓手机自带的传感器模块,通过安卓提供的接口服

务读取采集到的参数,通过定位系统选择指定的改进算法得到测量点的位置信息,如图 5 所示。在场景一与场景二中沿固定路线行走,每天固定在相同的三个时间段进行实验,持续 20 d。测量时每隔 1 s 对当前位置进行定位,定位时同时选择改进后的位置指纹算法,改进后的 PDR 算法以及融合算法记录定位位置,每个点反复测量 100 次,避免测量误差,每次测量持续 10 min。在场景一中定位的坐标点示例如图 6 所示,在场景二中定位的坐标点如图 7 所示,最后得到的定位误差如图 8 所示。

经过在多个测量点误差实际实验对比可以看出,融合后的定位算法定位精度确实有所提高,最终定位精度平均值可控制在 0.8 m 以内。



图 5 定位数据管理界面
Fig. 5 Location data management interface

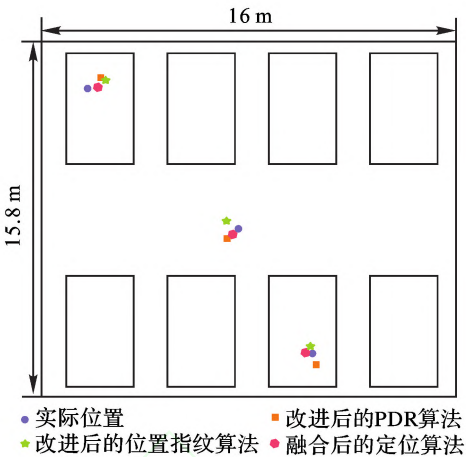


图 6 场景一实际定位结果
Fig. 6 Actual positioning results of scene one

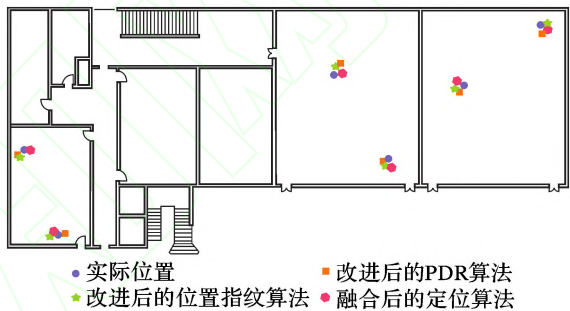


图 7 场景二实际定位结果
Fig. 7 Actual positioning results of scene two

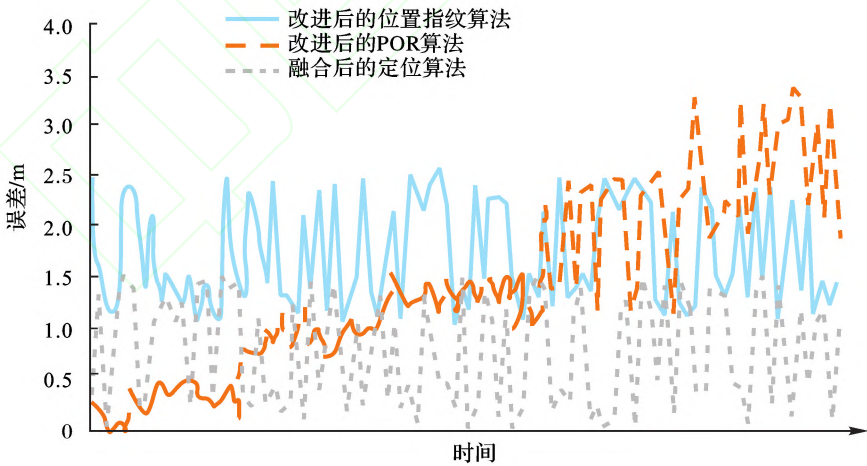


图 8 实际定位精度对比
Fig. 8 Comparison of actual positioning accuracy

5 结 论

本文选择将位置指纹与行人航位推算融合的方式进行室内定位系统的设计。实验结果表明,融合后的定位算法误差均值在 0.8 m 以内,相较改进后的位置指纹法和改进后的 PDR 算法,

误差降低了 42% 和 46%,定位结果的精度有了明显提升。

本文实现了基于二维室内平面地图的定位,然而我们所处的三维世界室内环境是立体的,需要研究一种三维模型的室内定位系统,满足人们日常生活中上下楼过程中的定位需求。

参考文献

- [1] 郝雨时,徐爱功,隋心. GNSS/UWB 高精度室内外组合定位方法[J]. 导航定位学报,2016,4(4):17-23.
Hao Yushi, Xu Aigong, Sui Xin. Method of indoor and outdoor integrated precise positioning based on GNSS/UWB[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2016, 4(4):17-23.
- [2] 吕冬翔,苏东林. 被试品辐射发射试验点位对测试结果影响[J]. 北京航空航天大学学报,2017,43(1):100-106.
Lü Dongxiang, Su Donglin. Influence of EUT radiated emission testing location on test results[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(1):100-106.
- [3] 刘冰,李文书. 基于余弦相似度的指纹匹配算法的室内定位方法[J]. 科技通报,2017,33(3):198-202.
Liu Bing, Li Wenshu. Indoor positioning method based on cosine similarity of fingerprint matching algorithm[J]. Bulletin of Science and Technology, 2017, 33(3):198-202.
- [4] 刘小康,郭杭. 基于 Zigbee 室内定位系统的指纹库优化算法[J]. 计算机工程,2014,40(2):193-198.
Liu Xiaokang, Guo Hang. Fingerprint database optimization algorithm based on zigbee indoor positioning system[J]. Computer Engineering, 2014, 40(2):193-198.
- [5] 马文丽,李世宝,张志刚,等. 基于相似度的 K 阶临近定位算法[J]. 计算机系统应用,2017,26(9):165-169.
Ma Wenli, Li Shibao, Zhang Zhigang, et al. Similarity-based K-nearest neighborhood location algorithm[J]. Computer Systems & Applications, 2017, 26(9):165-169.
- [6] 宋毅飞,周剑秋. KNN 算法与其改进算法的性能比较[J]. 机电产品开发与创新,2017,30(2):60-63.
Song Yifei, Zhou Jianqiu. Performance comparison of KNN algorithm and its improved algorithm[J]. Development & Innovation of Machinery & Electrical Products, 2017, 30(2):60-63.
- [7] 谢娟英,高红超,谢维信. K 近邻优化的密度峰值快速搜索聚类算法[J]. 中国科学:信息科学,2016,46(2):258-280.
Xie Juanying, Gao Hongchao, Xie Weixin. K-nearest neighbor optimized density peak fast search clustering algorithms[J]. Scientia Sinica: Informationis, 2016, 46(2):258-280.
- [8] Kagwa T, Li H B, Miura R. A UWB navigation system aided by sensor-based autonomous algorithm-deployment and experiment in shopping mall[C]. Proceedings of the International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications, 2014:613-617.
- [9] 石欣,印爱民,张琦. 基于 K 最近邻分类的无线传感器网络定位算法[J]. 仪器仪表学报,2014,35(10):2238-2247.
Shi Xin, Yin Aimin, Zhang Qi. Localization in wireless sensor networks based on K-nearest neighbor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(10):2238-2247.
- [10] 陈国良,李飞,张言哲. 一种基于自适应波峰检测的 MEMS 计步算法[J]. 中国惯性技术学报,2015,23(3):315-321.
Chen Guoliang, Li Fei, Zhang Yanzhe. Pedometer method based on adaptive peak detection algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2015, 23(3):315-321.
- [11] 刘雷,慕艳艳,刘睿鑫. 基于三轴加速度传感器的步长估算模型研究[J]. 传感器与微系统,2017,36(8):22-24,28.
Liu Lei, Mu Yanyan, Liu Ruixin. Research on model for step length estimating based on tri-axis acceleration sensor[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(8):22-24,28.
- [12] Bandirmali N, Torlak M. On the cooperative estimation of the real-time RSSI based location and K constant Term[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 95(4):1-10.

(责任编辑:陈贵仁)