

文章编号: 2095-2163(2020)03-0169-06

中图分类号: TP393

文献标志码: A

基于改进 PDR 与指纹库 PSO-BP 融合室内定位算法

蔡文炎, 何洋

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要: 针对目前室内定位算法精度不高的应用现状, 提出一种基于接收信号强度指示 (RSSI) 的测距方法和改进行人航迹推算 (PDR) 融合的室内定位算法。基于现代生活环境中被广泛部署的 Wi-Fi 无线信号作为节点, 采用电磁指纹库匹配识别的方法, 对进入网络范围内的未知节点进行定位, 并利用 PSO-BP 神经网络算法, 融合惯导测量单元的数据对通过 RSSI 定位结果进行修正。通过实验仿真表明与传统单一方法的室内定位方式相比, 所提出的方法通过融合算法不仅解决了 RSSI 定位易受环境影响的摆动性, 并且在很大程度上提高了室内定位精度与时效性。

关键词: 电磁指纹; 室内定位; PSO-BP 神经网络; PDR

Improved PDR and PSO-BP-based fusion indoor location algorithm

CAI Wenyan, HE Yang

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] Aiming at the current application status of indoor positioning algorithm with low precision, a ranging method based on received signal strength indicator (RSSI) and an indoor positioning algorithm modified to perform human track derivation (PDR) fusion are proposed. Based on Wi-Fi wireless signals that are widely deployed in modern living environments as nodes, the method of matching and identifying electromagnetic fingerprints is used to locate unknown nodes within the scope of the network, and PSO-BP neural network algorithm is used to fuse INS measurements unit's data pair, which is corrected by the RSSI positioning result. The experimental simulation shows that compared with the traditional single method indoor positioning method, the proposed method not only solves the oscillating problem that RSSI positioning is susceptible to environmental influences, but also improves the indoor positioning accuracy and timeliness to a large extent.

[Key words] electromagnetic fingerprint; indoor location; PSO-BP neural network; PDR

0 引言

近年来随着第四代网络通信技术的成熟和微电子行业的迅速发展, 移动终端设备在人们日常生活中得到很大程度的普及, 由此基于用户位置服务 (Location Based Services, LBS) 的需求也日益增长。

不同于开阔的室外环境可以使用北斗等基于卫星的定位方式, 人们日常大多数生活与工作活动均在室内进行, 由于卫星信号在室内环境受到钢筋水泥等建筑掩体的遮挡等影响严重, 所以基于电磁信号的室内定位研究开始受到广泛关注。

目前被广泛关注的室内定位技术有 RFID、UWB 和 ZigBee 等技术, 虽然此类方法均能满足室内终端定位, 但是都要依赖相关特定的硬件设备, 部署成本较大, 很难做到较大范围的推广。相比而言, Wi-Fi 在人们日常生活环境中大多已经实现全覆盖, 尤其是在大型室内商场和写字楼等场所。

Wi-Fi 具有易于推广和响应性能良好的特点, 已经成为目前室内定位技术研究的热点之一。

具体来说, 就是通过分析空间中 Wi-Fi 接收信号强度 (received signal strength, RSS), 实现室内定位^[1-3], 其中得到广泛关注的是基于位置指纹的定位方法, 利用 Wi-Fi 电磁信号在空间中的传播与分布规律, 建立特征数据库作为定位基础。文献[4]构建了基于 Wi-Fi 的电磁指纹库的室内定位系统, 并且结合了实际采集的 RSSI 数据对 Wi-Fi 在室内环境下的传播影响因素做了研究, 分析了不同终端由于 RSSI 量化差异引起的定位误差, 并且使用 BP 神经网络进行了非线性矫正, 但是 BP 神经网络的收敛速度并不理想。由此, 文献[5]利用 RFID, 使用 PSO-BP 神经网络去解算 RFID 阅读器和 RSSI 之间的距离关系, 且得到了很好的收敛效果, 但是并没有考虑待定位目标本身具有的信息, 如运动方向

基金项目: 国家自然科学基金 (61272097); 上海市科技学术委员会资助项目 (18511101600); 上海市科技学术委员会资助项目 (13510501400); 上海市自然科学基金项目 (17ZR1411900); 上海市信息安全综合管理技术研究重点实验室项目 (AGK2015006); 上海高校青年教师培养资助计划项目 (ZZGCD 15090)。

作者简介: 蔡文炎 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 室内定位; 何洋 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 电磁定位。

收稿日期: 2019-11-10

和速度等重要信息。

文献[6-9]提出了使用粒子滤波和卡尔曼滤波等融合算法,对 PDR 信息和位置指纹库信息进行了一定的融合,其中卡尔曼滤波的输入与输出关系主要依赖时间更新算法和状态更新算法,如果系统存在较大的延迟,则对估计位置产生极大的影响,且主要针对线性问题的解决,实际上,大多数实际问题是非线性的。针对此问题,文献[10]所提出的无迹卡尔曼滤波,实际上也只是针对弱非线性问题,噪声基本服从正态分布,非线性程度依然较低。同样采用粒子滤波融合算法也存在粒子退化问题,且效果并不理想。

针对上述现象,本文提出基于 PSO-BP 神经网络结合改进 PDR 算法数据和 Wi-Fi 电磁指纹库信息的融合定位方式,通过实验表明,在很大程度上提高了单一指纹定位的精度,且针对非线性问题有了良好的改进。

1 电磁指纹库和 PDR 算法

1.1 基于 RSSI 电磁指纹库定位方法

目前,建立电磁指纹库定位方法的 2 种主要途径是基于距离的 RSSI 传播损耗模型和 RSSI 特征值法。针对该方法的建立需要考虑 2 种状态,即:离线阶段和在线阶段。对此可做阐释分述如下。

传播损耗模型,在离线阶段,待定位节点需要收集该区域内其他锚节点的 RSSI 信息,通过解算和多个(二维平面内,至少 3 个锚节点)锚节点之间的 RSSI 信息和距离,创建离线的电磁指纹库。这里,给出传播损耗模型如图 1 所示。

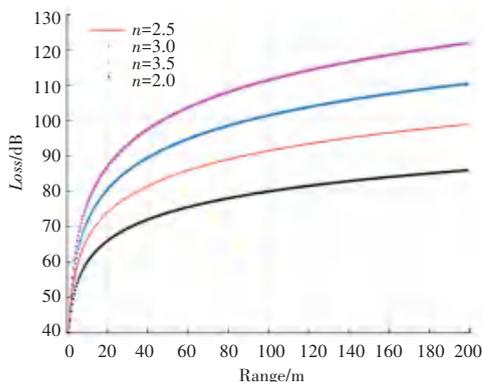


图 1 对数传播损耗模型

Fig. 1 Loss model for data propagation

图 1 中,横轴 x 表示距离范围,纵轴 y 表示损耗, n 表示传播常数,通过先验知识做出对比,可知当 n 取 2 时较为适合。

对于 RSSI 特征值法,是目前较为通用的方法,

同样也是将定位区域划分为多个子区域,并且将该区域的中心点作为采样参考点,其中均值、中值、最大值为最常用的特征提取法,提取后的特征值保存在离线库中。

在线阶段,对于进入定位区域中的待定位节点,待定位节点动态地对锚节点信息解算,并且在允许延时范围内和离线库特征值相匹配,进而估算出当前用户的位置。定位流程如图 2 所示。

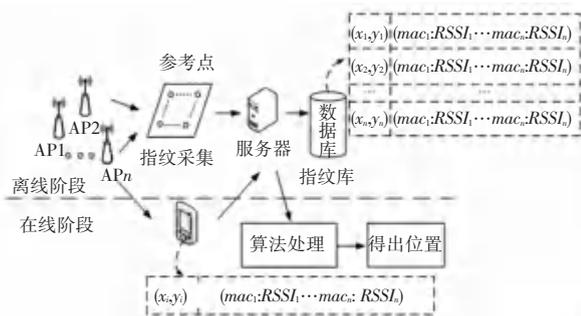


图 2 电磁指纹库定位方法流程

Fig. 2 Electromagnetic fingerprint database location method flow

1.2 改进 PDR 算法

根据 PDR 算法的基本思想,由时间序列中上一步的坐标估算出当前位置的坐标,对应数学公式可写为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + d_k * \cos \phi_k, \\ y_{k+1} = y_k + d_k * \sin \phi_k. \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_k 和 y_k 表示第 k 步所在的位置坐标(x_k, y_k); d_k 表示在第 $k+1$ 步时相对于第 k 步时的运动距离; ϕ_k 表示第 k 步时的方向。

针对步长估计模型,常用的有非线性模型。非线性步长估计模型主要运用数学上统计学的思想对其进行数学上的模型构建。其中,得到广泛使用的是 Weinberg approach 模型,此时需用到数学公式如下:

$$L = k * \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}}, \quad (2)$$

其中, L 表示步长; k 表示模型系数; a_{\max} 和 a_{\min} 分别表示一个步长内的最大和最小加速度。

由 PDR 算法基本原理和公式(2)可知,当运动方向 ϕ_k 不变时, $k+1$ 时刻的位置坐标主要受到运动距离步长 d_k 的影响,因此研究步长估计算法在利用 PDR 定位服务中至关重要。

考虑到实际情况中,当步频过快时,传感器能够在这一次运动周期内有效的工作时间减少,相反,当步频较慢时,其有效的工作时间增加。综上分析可知,显然研究得到的步长精度还与时间 T 有关系,提

出改进非线性步长估计模型,其数学公式可表示为:

$$L = k_1 * a_{avg} * T_{step} + k_2 * \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}} \quad (3)$$

其中,参数 k_1 和 k_2 为模型系数, T_{step} 为一步的时间,对于 k_1 和 k_2 可以预先设定,再根据后续的实际步长进行不断的修正。相比较公式(2)仅考虑每次迈步时的最大和最小加速度,公式(3)还考虑了时间 T_{step} 对于步长的影响,更符合实际情况。针对利用 PDR 算法的定位坐标更加精确。

1.3 实验结果分析

为了验证改进的步长模型的性能,进行了2组实验,实验地点为本校1号实训楼走廊,设备采用三星 Note3 手机搭载本团队的 PosX 定位软件对数据进行采集。

将手机放入裤子口袋,分别按照 1.21 step/s, 1.76 step/s 的平均速度行走 50 m。经过团队前期大量反复试验,经典步长模型中参数 $k = 0.3375$,改进步长模型参数 $k_1 = 0.1054$, $k_2 = 0.2194$,以下2组实验均保持上述三个参数不变。对此可做分析叙述如下。

(1) 速度为 1.21 step/s: 保持参数 k 不变,以 1.21 step/s 步频行走 50 m,实验结果如图 3 所示。

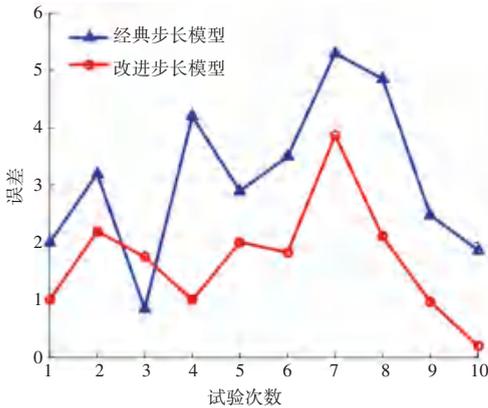


图3 步频 1.21 step/s 时步长模型误差对比

Fig. 3 Step size model error comparison of 1.21 step/s

在图3中,横轴 x 表示本次实验的次数,纵轴 y 表示本次实验使用上述两种步长模型的误差。可以清楚看到除了第3次,其余次数改进后的算法误差明显比传统的要小。

(2) 速度为 1.76 step/s: 保持参数 k 不变,以 1.76 step/s 的步频行走 50 m,实验结果如图 4 所示。

由上述实验结果可以直观看到,改进步长模型考虑了行走时间 T 后,相比传统步长模型的误差更小。

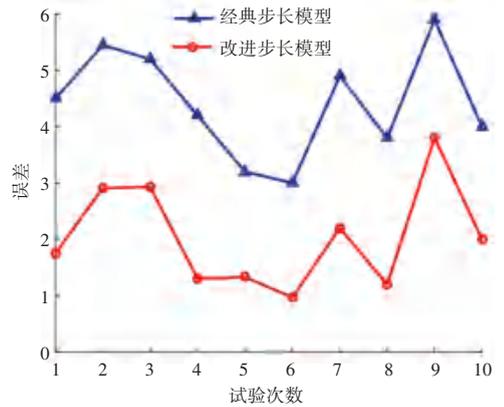


图4 步频 1.76 step/s 时步长模型误差对比

Fig. 4 Step size model error comparison of 1.76 step/s

2 PSO-BP 融合算法

2.1 PSO-BP 神经网络算法的优化

根据 PSO 优化算法的启发式思想,结合 BP 神经网络的运用,可在很大程度上避免陷入局部最优解,提高收敛速度的能力。

首先,确定 BP 神经网络的整体结构,使用前向网络计算每组特征样本,通过 PSO 算法得到适应值的最小位置,并将粒子的当前位置 X_i 作为 BP 神经网络的权值和阈值,将误差函数的结果对应为 PSO 优化算法中的适应值,再根据规则更新粒子。针对上述过程,可推得各研发步骤具体如下。

步骤 1 根据实际应用确定 BP 神经网络结构,由确定的节点数目和全连接结构得到样本,把 BP 网络的初始权重和阈值对应为 PSO 算法的一组粒子群。

步骤 2 为步骤 1 得到的粒子群属性参数初始化,包括学习因子、种群规模、最大迭代次数等参数,根据约束条件设定粒子的速度和位置范围。

步骤 3 计算粒子的适应值。根据 PSO 算法规则不断迭代计算粒子个体的最优位置和群体最优位置,对适应值进行更新。

步骤 4 以公式(1)作为寻优目标函数。根据设定的寻优目标值,通过粒子的速度和位置更新计算得到的最优适应值,当公式(1)的输出达到寻优目标值,即最小值时,将此时的结果作为网络的权值和阈值。每次迭代过程中,根据新粒子的适应值更新粒子个体适应值和群体适应值。

步骤 5 判断迭代次数是否已经达到最大值或者误差要求已经满足实际期望,达到要求则停止迭代,否则,返回步骤 4。

步骤 6 满足上述条件后,将得到的最优解赋予 BP 神经网络的权值和阈值,并且利用此初始化

后的网络模型作为进一步的无线传感器网络数据融合工具。

定义在训练样本 (x_k, y_k) 上的误差为:

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^o (y_k - F_k)^2. \quad (4)$$

其中, F_k 为输出层第 k 个节点的输出, o 为输出层节点数。

PSO-BP 神经网络算法流程图如图 5 所示。

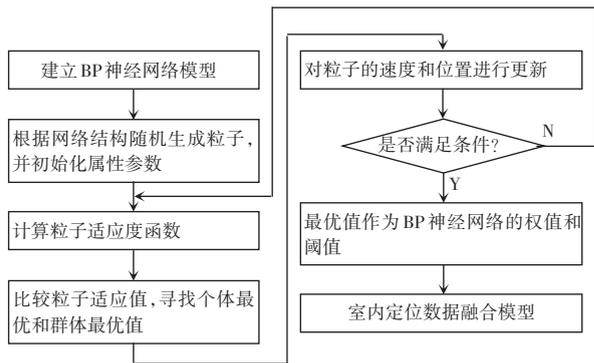


图 5 PSO-BP 神经网络算法流程图

Fig. 5 Flow chart of PSO-BP neural network algorithm

2.2 PDR 与电磁指纹库数据融合

根据前述内容可知,利用 PDR 的定位方法受到传感器精度和初始位置的选择影响较大,同样,利用电磁指纹库匹配定位的方式,也存在着其指纹信息容易随着环境的温湿度和其他电磁辐射等影响而变化,使得指纹信息失效的缺点与不足。

利用 PSO-BP 神经网络实现对 PDR 和电磁指纹库数据的融合,用于提高整体定位效果。数据融合原理如图 6 所示。

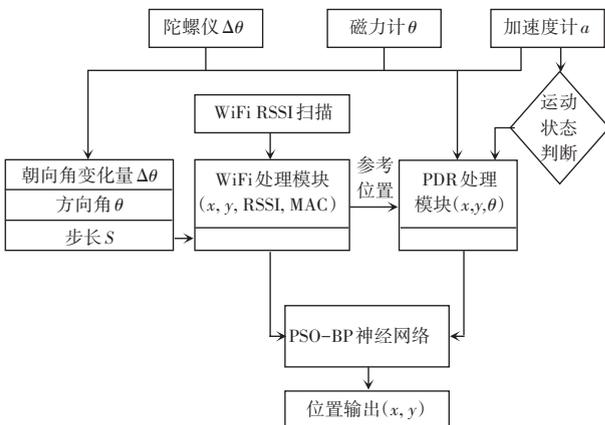


图 6 数据融合原理图

Fig. 6 Data fusion schematic

Wi-Fi 电磁指纹库所对应的真实位置可以根据信号节点的布设得到,所以此绝对位置可以为 PDR 提供初始位置,由于 PDR 存在累积误差以及电磁指纹库易受到环境影响等缘故,使用 PSO-BP 神经网络

络,其中 Wi-Fi 处理模块的参数和 PDR 处理模块的参数作为 PSO-BP 的输入,那么输出即为通过神经网络进行数据融合而得到的待定位目标的位置信息。

相比于传统的 BP 神经网络,PSO-BP 神经网络的权值和阈值的初始化已是经过最优化处理,所以将 2 个模块的参数作为输入可以更为有效地找到最优拟合方式,而且,还可以较小的时间代价得到数据之间的关系。

3 实验结果

3.1 实验数据分析

实验场地选在本校 1 号实训楼的一层走廊,在此环境下经过多次重复实验,将网格划分为 $1.5 \text{ m} \times 1.5 \text{ m}$ 的网格区域,共采集了 246 个指纹数据,每个指纹连续采集 120 个,时间间隔为 1 s,如图 7 所示。

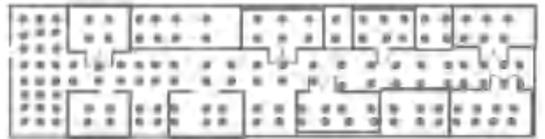


图 7 实验区域指纹采集点示意图

Fig. 7 Schematic diagram of fingerprint collection points in the experimental area

实验设备使用三星 Note3 手机,搭载本团队研发的定位软件,利用本楼层现有的 Wi-Fi 信号作为 AP 节点,如图 8 所示。

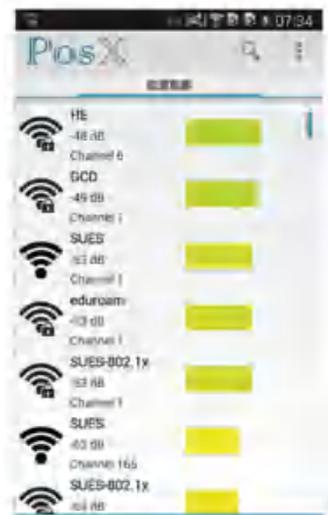


图 8 实验区域信号环境

Fig. 8 Signal environment of experimental area

本文主要通过对使用 Wi-Fi 电磁指纹库定位、PDR 方式定位和利用 PSO-BP 神经网络对电磁指纹库与 PDR 数据进行融合定位,并对这三种定位模式的精度进行了相关实验和分析。其中,利用 PPR

定位的实验记录结果见表 1。

表 1 利用 PDR 定位
Tab. 1 Position by PDR

实验区域	实验时间/s	可靠数据 次数	获得偏离 数据次数	误差
1	30	16	4	0.20
2	30	17	3	0.15
3	30	16	4	0.20
4	30	17	3	0.15
5	30	15	5	0.25
6	30	14	6	0.30
7	30	11	9	0.45
8	30	12	8	0.40
9	30	10	10	0.50
10	30	9	11	0.55

由表 1 可知,将实验区域划分为 10 个子区域,每个子区域的行走时间控制在 30 s,且进行 20 次取样,记录每个子区域中的可用样本数和偏离程度较大的样本数,依次获得利用 PDR 定位的误差。

在同样的条件下,按所设条件采集并建立 Wi-Fi 电磁指纹库,PDR 与电磁指纹库实验时间间隔 1 h(包含指纹库建立时间),如图 9 所示。

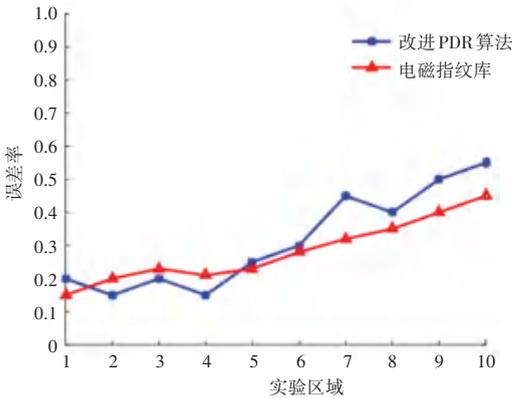


图 9 PDR 定位与指纹库定位结果分析

Fig. 9 PDR and fingerprint database location results analysis

从图 9 可以清楚地分析,利用 PDR 定位对初始位置的选择很重要,所以在 1 区域 PDR 的初始误差 0.20 要明显大于指纹库定位误差 0.15,在区域 4 之前的测量 PDR 均优于指纹库定位。区域 4 之后由于时间关系,PDR 有一定的累积误差,此时相比于指纹库的稳定性,PDR 定位误差会大于电磁指纹库。

使用本文提出的 PSO-BP 神经网络融合算法,迭代次数设为 100,训练性能分析如图 10 所示。

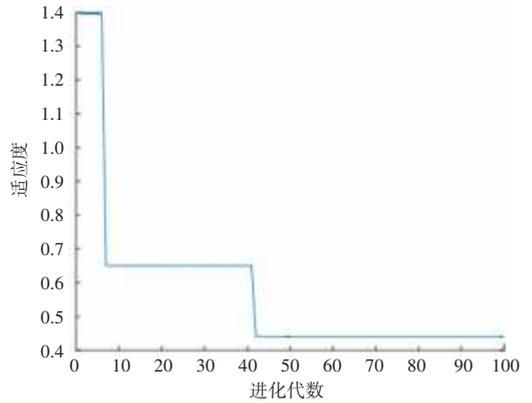


图 10 PSO-BP 训练性能分析

Fig. 10 Performance analysis of PSO-BP training

进行 100 次迭代运算,在 41 次运算时 BP 神经网络的权重 ω 和阈值 b 已经达到最优状态,整体系统误差分析如图 11 所示。

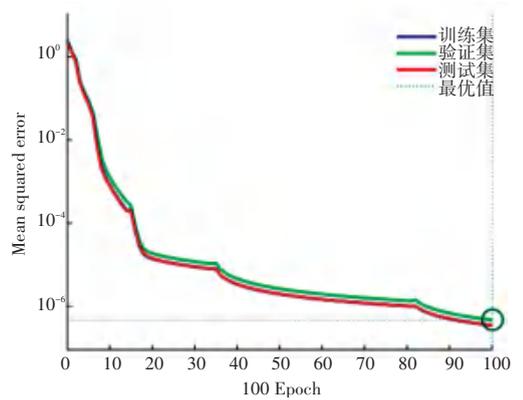


图 11 系统性能误差分析

Fig. 11 System performance error analysis

通过建立 PSO-BP 神经网络,对预先采集到的 PDR 和指纹库数据分为训练集和测试集,用于对 PSO-BP 神经网络数据融合的前期训练和性能调整,验证集是待定位节点进入该实验区域后实时传入网络模型中的数据。

可以看到,三者数据得到结果的均方误差相比较起来是基本吻合的,其中验证集的最优均方误差在 4.6624×10^{-7} ,所以通过此方法进行室内定位的表现达到预计要求。

3.2 定位精度

为了对本文提出的定位算法有更好的评估,所以引入误差函数,该函数的数学定位为:

$$error = \sqrt{(x_o - x_m)^2 + (y_o - y_m)^2}. \quad (5)$$

其中, (x_o, y_o) 为真实坐标, (x_m, y_m) 为算法估计得到的坐标值。并且在 (x_m, y_m) 处采集 10 次,计算 10 次定位误差的平均值作为定位算法在该点的定位误差。

本文在同样的实验环境下,同时运行单独的电磁指纹库定位算法和融合定位算法。单独运行电磁指纹库算法的误差分析直方图如图 12 所示。

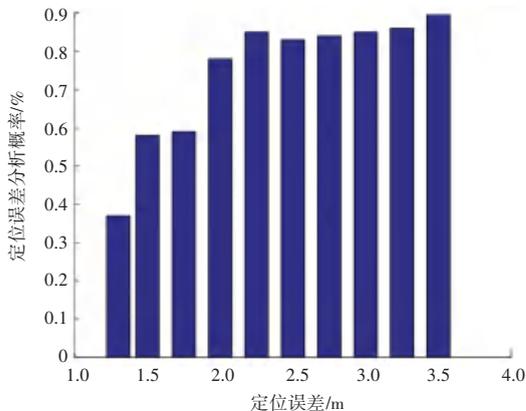


图 12 单独使用电磁指纹库定位误差直方图

Fig. 12 Positioning error histogram of electromagnetic fingerprint database used alone

可以清楚地看到,误差低于 2 m 的概率是 0.76,单独使用 Wi-Fi 电磁指纹库进行定位的最大误差可以达到 3.5 m。

使用改进 PDR 与电磁指纹库融合定位算法得到的定位误差直方图如图 13 所示。

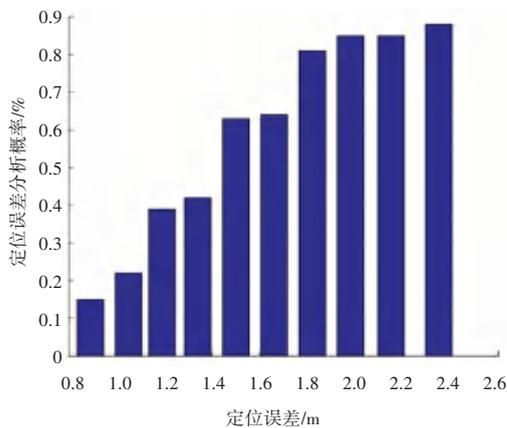


图 13 融合算法定位误差分析直方图

Fig. 13 Fusion algorithm location error analysis histogram

由图 13 可以清晰地看到,定位误差低于 2 m 的概率在 0.86,相比于单独使用电磁指纹库定位方法的 0.76 概率,已经有了显著的提高,且最大定位误差仅为 2.4 m。2 种定位算法的比较结果见表 2。

表 2 2 种定位算法比较

Tab. 2 Comparison of 2 position algorithms

定位算法	平均误差/m	最大误差/m
指纹库	2.380 0	3.50
融合算法	1.593 0	2.35

综上所述,相比较单独使用电磁指纹库而言,使用融合算法则明显提升了当前时刻的定位精度。

4 结束语

考虑在室内这种弱卫星信号环境下,Wi-Fi 电磁指纹库作为一种普遍使用的定位方式,但是由于其受到环境温、湿度等影响较大,使得在线阶段定位出现很大偏差。本文在分析传统的电磁指纹库定位算法的同时,加入了待定位节点自身的速度、步长等信息,即 PDR 技术,并在其基础上根据实际情况,提出了改进 PDR 模型,模型中则考虑了时间对传感器采集的影响。

充分利用电磁指纹库数据和改进 PDR 数据,针对此种非线性问题,使用强大的 PSO-BP 神经网络模型,对数据进行融合,平均误差仅在 1.593 0 m,误差在 2 m 以下的概率达到 86%。

参考文献

- [1] 闫驰. 基于 PSO-BP 神经网络的无线传感器网络定位算法[J]. 电子科技, 2016, 29(4):56.
- [2] 朱亚萍, 夏玮玮, 章跃跃, 等. 基于 RSSI 和惯性导航的融合室内定位算法[J]. 电信科学, 2017(10):99.
- [3] LIU Caifeng, GU Yiming. Research on indoor fire location scheme of RFID based on WiFi[C]// Nicograph International(NicoInt). Hangzhou, China; IEEE, 2016:116.
- [4] 李程程. 基于位置指纹的 WIFI 室内定位技术研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2016.
- [5] 张庆波, 傅忠谦, 杨可. 基于无迹卡尔曼滤波的粒子群算法研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2013, 43(10):850.
- [6] 周瑞, 袁兴中, 黄一鸣. 基于卡尔曼滤波的 Wi-Fi-PDR 融合室内定位[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(3):399.
- [7] 李志强. 基于粒子滤波和电子地图融合的室内定位技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2016.
- [8] 赵逢达, 闫亭亭, 孔令富. 一种基于粒子滤波的智能移动终端室内行人定位算法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(8):1842.
- [9] 李瑞峰, 赵立军, 靳新辉. 基于粒子滤波器的室内移动机器人自定位[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2008(S1):145.
- [10] WANG Changzhi, WU Fei, SHI Zhicai, et al. Indoor positioning technique by combining RFID and particle swarm optimization-based back propagation neural network[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(17):6839.
- [11] 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.
- [12] WANG Changzhi, SHI Zhicai, WU Fei. An improved particle swarm optimization-based feed-forward neural network combined with RFID sensors to indoor localization[J]. Information, 2017, 8(1):9.
- [13] WANG Changzhi, SHI Zhicai, WU Fei. Intelligent RFID indoor localization system using a Gaussian filtering based extreme learning machine[J]. Symmetry, 2017, 9(3):30.
- [14] ZHOU Mu, XU Yubin, TANG Li. Multilayer ANN indoor location system with area division in WLAN environment[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2010, 21(5):914.
- [15] 张鹏, 赵齐乐, 李由, 等. 基于 PDR、WiFi 指纹识别、磁场匹配组合的室内行人导航定位[J]. 测绘地理信息, 2016, 41(3):29.