

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108637

融合 WiFi 与可穿戴惯导模块的室内定位方法*

罗 日, 李燕君, 金志昂, 陈博文

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310000)

摘要:为解决基于智能手机的人员室内定位追踪易受手机姿态影响的问题,提出一种融合 WiFi 与可穿戴惯导模块的室内定位方法。通过固定在胸部的惯性测量单元实现行人航迹推算(PDR)定位,消除手机姿态对 PDR 定位的影响,采用加权贝叶斯算法实现 WiFi 指纹定位,为 PDR 提供初始定位,同时基于无迹卡尔曼滤波融合 WiFi 定位结果与 PDR 定位结果,以减少 PDR 的累积定位误差。最后,在真实室内环境中进行大量实验,实验结果证明本文提出的加权贝叶斯 WiFi 定位算法相比于传统贝叶斯算法定位误差降低了 51.9%,提出的融合 WiFi 与可穿戴惯导模块的定位方法具有更好的精度和稳定性,相比于纯 PDR 定位算法平均定位误差降低了 65.2%,相比于完全利用手机实现的融合算法,在 3 种不同手机姿态下平均定位误差分别下降了 12.3%、39.3% 和 48.4%。

关键词: 行人航位推算; WiFi 指纹定位; 无迹卡尔曼滤波; 可穿戴惯导模块; 室内定位

中图分类号: TN98 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

An indoor positioning method integrating WiFi and wearable inertial navigation module

Luo Ri, Li Yanjun, Jin Zhiang, Chen Bowen

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310000, China)

Abstract: The smart-phone-based personnel indoor positioning is fragile to the phone attitude. To address this issue, an indoor positioning method integrating WiFi and the wearable inertial navigation module is proposed. The pedestrian dead reckoning (PDR) positioning is achieved by leveraging the wearable inertial navigation module fixed to the chest. And the influence from the smartphone attitude is avoided. WiFi fingerprint positioning is also adopted by using the proposed weighted Bayesian algorithm, which provides the initial position for PDR positioning. Meanwhile, the WiFi positioning are continuously fused with PDR positioning under the framework of the unscented Kalman filter to reduce the cumulative positioning error of pure PDR positioning. Finally, a large number of experiments are implemented in the real indoor environment. Compared with the traditional Bayesian algorithm, experimental results show that the positioning error achieved by the proposed weighted Bayesian WiFi positioning algorithm is reduced by 51.9%. The proposed positioning method integrating WiFi and the wearable inertial navigation module has better accuracy and stability. Compared with the pure PDR positioning algorithm, the average positioning error is reduced by 65.2%. Furthermore, compared with implementing the same algorithm on the smart phone, the average positioning errors under three different phone attitudes are reduced by 12.3%, 39.3% and 48.4%, respectively.

Keywords: pedestrian dead reckoning; WiFi fingerprint positioning; unscented Kalman filter; wearable inertial navigation module; indoor positioning

0 引 言

在商业综合体、机场、火车站、医院等大型室内环境

下,对安保人员、医护人员进行实时定位,是目前智慧安防、智慧医院的迫切需求,有助于在紧急事件发生时,调度相关人员进行快速响应,提高紧急事件的处理效率。在这种室内定位场景下,相关人员可能会高速移动。行

收稿日期:2021-09-27 Received Date: 2021-09-27

* 基金项目:浙江省自然科学基金项目(LZ21F020005)资助

人航位推算^[1](pedestrian dead reckoning, PDR)是一种基于用户行走特征来推算用户位置的相对定位技术,具有实时性好、短时间内定位精度高等优势,适合对快速运动的用户进行实时定位跟踪。但是PDR依赖其他定位技术为其提供准确的初始位置,且存在累积定位误差,需要适时进行校正。因此,PDR技术一般会与其他室内定位技术融合使用。例如,文献[2-3]使用低功耗蓝牙(blueetooth low energy, BLE)定位技术与PDR融合,文献[4]使用超宽带技术(ultra wide band, UWB)与PDR融合,文献[5-6]提出了WiFi指纹定位技术与PDR融合的室内定位方法,文献[7]和文献[8-9]分别使用声信号和地磁定位技术融合PDR实现高精度室内定位。以上定位技术中,BLE传输距离较短,应用在大型室内环境需要部署大量蓝牙iBeacon节点,定位成本较高。使用UWB技术定位需要部署定位基站,使用专用定位标签,定位成本昂贵,且脉冲信号穿透性不强,不支持非视距传播。声信号定位同样需要在环境中部署声源发射器,且声信号在空气中衰减较大,不适用于大型室内定位场景。地磁信号无需部署额外的定位设备,也不受非视线通信问题和多径效应的干扰,但是易受金属物质的干扰,且存在地磁指纹特征差异性不足等问题。WiFi定位是一种较为成熟的定位技术,在不同环境下能达到3~5 m的定位精度,且在商场、车站、医院等大型室内环境中,WiFi基础设施基本实现全面覆盖,可以直接使用这些基础设施进行室内定位,成本较低。因此,针对大型室内定位场景下相关人员的定位跟踪问题,在综合考虑定位精度与定位成本的前提下,本文选择使用WiFi与PDR融合的室内定位技术来提供解决方案。

针对WiFi定位,目前使用较多的是指纹法,最早的WiFi指纹定位系统有RADAR^[10]、Locus^[11]、Horus^[12]等。之后,学者们在这些系统的基础上,对指纹数据库构建^[13-14]和指纹匹配定位算法^[15-16]进行了改进,并结合室内定位场景和需求,开发了众多的WiFi指纹定位系统。针对PDR定位,目前的PDR系统大都是基于智能手机实现的^[17-19],这是因为,一方面智能手机已内嵌了PDR技术所需的加速度计、磁力计和陀螺仪等传感器,另一方面处理器的发展使得智能手机的计算能力不断提高。但是基于智能手机实现的PDR系统很容易受用户行为的影响,当用户以不同姿态放置手机时,传感器坐标轴的变化会导致用户的航向角难以估计,严重影响PDR的定位效果。针对这个问题,许多学者使用有限状态机^[20]、支持向量机^[21]、神经网络^[22-23]等方法对用户行为活动和设备姿态进行识别,然后根据不同的设备姿态,提出不同的步长估计和航向估计方法,以校正用户活动对PDR定位的影响。但是,日常生活中用户的行为活动是十分复杂的,仅对几种典型用户活动和设备姿态进行识别远远不

够,还有很多复杂的姿态难以进行分类,并且用户活动一般是连续的,需要对用户活动进行连续的识别跟踪,在不同设备姿态切换时,需要做出快速响应,这对于行为活动识别提出了更高的要求,因此现有的活动识别方案难以从根本上消除手机姿态对PDR定位的影响。

为了从根本上消除手机姿态的影响,本文提出一种新颖的解决方案,将惯性数据采集单元从智能手机中剥离出来,采用独立的外置惯导模块采集数据,外置惯导模块以胸牌的形式固定在被定位人员胸前,相比于身体其他部位,胸部具有较低的运动自由度,且面向行走方向,通过蓝牙将数据传输到智能手机上进行PDR定位解算并与WiFi定位结果融合,无需考虑手机姿态影响下实现更稳定的定位效果。

1 系统架构

图1所示为本文提出的室内定位系统的基本架构,主要包括4个模块,分别是可穿戴惯导模块、PDR定位模块、WiFi定位模块和无迹卡尔曼滤波(unscent Kalman filter, UKF)融合模块。

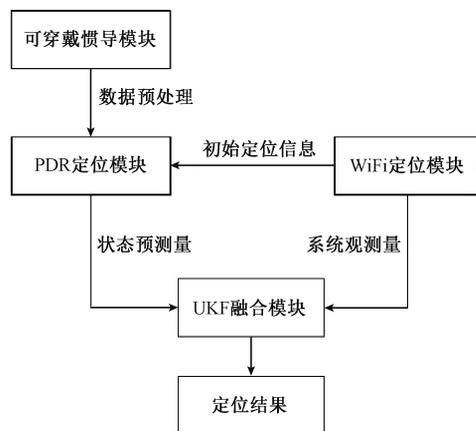


图1 系统架构

Fig. 1 System architecture

可穿戴惯导模块是固定在胸前的集成了加速度计、磁力计和陀螺仪的惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU),如图2所示,主要负责采集PDR定位所需要的惯性传感器数据,采集频率为50 Hz,可穿戴惯导模块还集成了蓝牙通信模块,通过蓝牙将采集的数据传输到智能手机端;惯导模块采集的数据首先需要进行预处理减小测量噪声,才能用于步态检测、步长估计和航向估计等步骤,PDR定位的初始位置由WiFi定位模块提供;WiFi定位模块包括离线指纹数据库建立和在线指纹匹配两个阶段;UKF融合模块使用无迹卡尔曼滤波算法将PDR定位和WiFi定位的结果融合,得到最终定位结果。

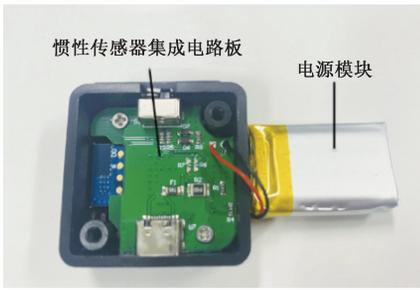


图2 可穿戴惯导模块

Fig. 2 Wearable inertial navigation module

2 系统描述

2.1 PDR 定位模块

PDR 是一种通过上一时刻的位置和上一步的步行信息来推算当前时刻位置的相对定位算法,包括4个部分:步态检测、步长估计、航向估计和位置估计。在此之前,需要对可穿戴惯导模块采集的数据进行预处理以减小测量噪声,加速度计和磁力计的数据作为长时间的数据支持,需要通过低通滤波过滤掉时间序列中的高频干扰,因此使用滑动平均滤波算法对加速度计和磁力计的数据进行预处理。

1) 步态检测

由于惯导模块固定的部位是胸前,不适用零交叉法进行步态检测,因此本文采用的步态检测方法是波峰检测法,通过设置加速度阈值来检测行人步态。加速度传感器的测量结果包含重力,因此需要将3个坐标轴上的测量结果减去重力分量然后计算合加速度大小。同时由于行人活动可能会带来一些异常值,因此设置相邻两步的时间阈值,使步态检测的结果更加准确。具体地,步态检测条件为:

$$\begin{cases} |\mathbf{a}_m - \mathbf{g}| \geq a_{\text{threshold}} \\ \Delta t \geq t_{\text{threshold}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{a}_m 表示加速度计测量结果, \mathbf{g} 是重力加速度, $a_{\text{threshold}}$ 为加速度阈值,本文设置为 1.9 m/s^2 , $t_{\text{threshold}}$ 为两次检测到步态的时间间隔阈值,时间间隔阈值与行人行走的速度有关,本文采取动态阈值以提高检测效果,步频阈值范围设置为 $1.65 \sim 2.85 \text{ Hz}$ 。

2) 航向估计

航向估计在 PDR 定位中是十分重要的一个环节,行人的航向无法直接计算,但是可以计算 IMU 的坐标系相对于地理坐标系的旋转角度,当 IMU 的前向轴与行人行走的方向基本一致时,可以将 IMU 的航向角作为行人的航向角。传统的基于智能手机的 PDR 系统中,当手持手机向前行走时,定位效果比较稳定,但是当智能手机位于

其他位置和状态,例如智能手机随手摆动或者接听电话时,航向角估计就变得十分困难,这也是本文将惯导模块单独剥离并固定在用户胸前的主要动机。传感器的位置相对于行人的位置固定之后,对于传感器坐标轴与行人自身坐标轴的偏差补偿也变得相对容易。

航向估计主要由加速度计、磁力计和陀螺仪联合完成,其中,通过加速度计的采样数据可以获得设备的俯仰角 θ_m 和翻滚角 γ_m ,而设备坐标系下的磁场强度和地理坐标系下的磁场强度存在如下关系:

$$\begin{bmatrix} H_x \\ H_y \\ H_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_m & \sin \gamma_m \sin \theta_m & \cos \gamma_m \sin \theta_m \\ 0 & \cos \gamma_m & -\sin \gamma_m \\ -\sin \theta_m & \sin \gamma_m \cos \theta_m & \cos \gamma_m \cos \theta_m \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} h_x \\ h_y \\ h_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $[H_x \ H_y \ H_z]^T$ 表示地理坐标系下磁场强度, $[h_x \ h_y \ h_z]^T$ 表示设备坐标系下的磁场强度,即磁力计采集的磁场强度数据。根据式(3)可以计算得到航向角 φ_m :

$$\varphi_m = \arctan\left(\frac{H_y}{H_x}\right) = \arctan\left(\frac{h_y \cos \gamma_m - h_z \sin \gamma_m}{h_x \cos \theta_m + h_y \sin \gamma_m \sin \theta_m + h_z \cos \gamma_m \sin \theta_m}\right) \quad (3)$$

由于磁力计容易受到环境因素的影响,仅采用加速度计和磁力计得到的航向角不稳定。而陀螺仪具有较高的三轴角速度测量精度,能够获得短时间内的相对角度偏移。因此,结合陀螺仪可以进一步提升航向估计的准确性和稳定性。利用陀螺仪进行航向估计主要通过四元数更新法实现:

$$\varphi_g = \arctan\left(\frac{2(\mathbf{q}_1 \mathbf{q}_2 + \mathbf{q}_0 \mathbf{q}_3)}{q_0^2 - \mathbf{q}_1^2 + \mathbf{q}_2^2 - \mathbf{q}_3^2}\right) \quad (4)$$

式中: φ_g 为航向角, q_0 为四元数的标量部分, \mathbf{q}_1 、 \mathbf{q}_2 和 \mathbf{q}_3 为四元数的向量部分。

最后,使用互补滤波器融合根据加速度计和磁力计得到的航向角和根据陀螺仪获得的航向角,得到最终的行人航向角估计值:

$$\varphi = \varepsilon \varphi_m + (1 - \varepsilon) \varphi_g \quad (5)$$

式中: ε 为互补滤波器权重系数, φ_m 表示由加速度计和磁力计得到的航向角, φ_g 表示由陀螺仪获得的航向角。

3) 步长估计

行人在行走过程中,步伐长度受到很多因素的影响,如身高、行走频率、加速度大小和行走环境等,因此,步长估计在 PDR 定位中也是十分重要的一个环节。步长估计模型分为静态模型和动态模型:静态模型认为行人的步长在整个过程中是固定的,仅与行人的个体特征如身高等相关;而动态模型则允许每一个有效步态有不同大小的步长,即使同一个行人,不同时刻的步长也是不同

的。动态模型方法更贴合实际情况,因此本文采用 Weinberg^[24]提出的与加速度相关的动态模型估计步长:

$$l = \tau \sqrt{a_{\max} - a_{\min}} \quad (6)$$

式中: l 为动态估计的步长, a_{\max} , a_{\min} 分别为步态检测过程中合加速度的最大值和最小值, τ 是比例系数, 通过离线训练得到。

2.2 WiFi 指纹定位

WiFi 指纹定位扮演着两个重要角色; 1) 为 PDR 定位提供精确的初始定位; 2) 是在行人行走过程中对 PDR 定位进行校正, 减少累积误差。WiFi 指纹定位分为离线阶段和在线阶段。离线阶段需要在定位区域中预先标记若干个位置已知的参考点, 采集这些参考点处来自不同接入点 (access point, AP) 的信号强度 (received signal strength, RSS), 提取 RSS 信号特征与对应的参考点坐标构建离线位置指纹数据库; 在线阶段, 提取目标位置接收 AP 的 RSS 特征并与离线指纹数据库进行匹配, 提出加权贝叶斯算法估计目标位置。

1) 离线指纹数据库构建

假设环境中存在 N 个 AP 和 M 个参考点, 用 r_i^j 表示在第 i ($i = 1, 2, \dots, M$) 个参考点处, 接收到来自第 j ($j = 1, 2, \dots, N$) 个 AP 的 RSS, D_i 表示离线阶段在第 i 个参考点处采集到的 RSS 集合:

$$D_i = [r_i^1, r_i^2, \dots, r_i^N], i = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

由于 AP 覆盖范围有限且信号具有不稳定性, 因此, 不同时刻在同一参考点处扫描到的 AP 也不尽相同, 本文采用基于最大 RSS 和最小丢失率的 AP 选择策略, 在每个参考点选择稳定的 AP 子集构建该参考点处的指纹, 以提高 WiFi 定位的稳定性。具体地, 在指纹采集过程中, 对每个参考点采集 n_a 条指纹数据 (例如, 实验中 n_a 取 50), 统计这 n 条指纹中各个 AP 的平均信号强度和丢失率, 其中, 第 j 个 AP 的丢失率 LR_j 的计算公式为:

$$LR_j = \frac{n_a - n_j}{n_a}, j = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

式中: n_j 为第 j 个 AP 在 n_a 次采集集中被扫描到的次数。

对于每个参考点, 选择平均信号强度较大且丢失率较小的 AP 作为该参考点的指纹 AP 集合, 为保证选择的 AP 数量足够, 丢失率阈值不宜太小。本文根据实验测试最后确定丢失率阈值为 0.3, 选择的 AP 数量为 7 个。由于 AP 信号的不稳定性, 指纹数据库还需要适时更新, 以确保指纹库的有效性。

2) 在线指纹匹配算法

常用的指纹匹配算法有 K 邻近算法 (K-nearest neighbor, KNN)^[25] 和加权 K 邻近算法 (weighted K-nearest neighbor, WKNN)^[26] 等确定型算法和贝叶斯算法^[27]。贝叶斯算法属于概率算法, 从经验上看, 概率算法比确定性算法提供更高的定位精度和良好的可用性,

因此, 本文采用基加权贝叶斯指纹匹配算法, 并对传统的贝叶斯算法进行了改进。

根据经验, 在同一个参考点处接收来自同一个 AP 的 RSS 服从近似高斯分布。传统的贝叶斯算法假设所有参考点处接收到不同 AP 的 RSS 之间互不干扰且相互独立, 根据贝叶斯公式把指纹匹配问题转化为最大后验概率求解问题:

$$\arg \max_{i=1,2,\dots,M} P(i | \mathbf{R}) = \arg \max_{j=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{ij}} \cdot e^{-\frac{(r_j - \mu_{ij})^2}{2(\sigma_{ij})^2}} \quad (9)$$

式中: $P(i | \mathbf{R})$ 表示在线阶段信号强度集合 \mathbf{R} 在第 i 个参考点处出现的后验概率, σ_{ij} 表示离线阶段在第 i 个参考点处采集第 j 个 AP 的信号强度标准差, μ_{ij} 表示离线阶段在第 i 个参考点处采集第 j 个 AP 的信号强度均值, r_j 表示在线阶段扫描到第 j 个 AP 的信号强度。

本文在传统贝叶斯匹配算法的基础上引入了权重的概念, 在计算后验概率时, 将标准差的倒数作为系数加入到计算中, 目的是使得标准差较大的 AP 在概率计算时所占比值变小, 从而降低不稳定的 AP 对定位结果的影响, 以提高定位结果的鲁棒性和精确性。计算式为:

$$\arg \max_{i=1,2,\dots,M} P(i | \mathbf{R}) = \arg \max_{j=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{ij}} \cdot e^{-\frac{(r_j - \mu_{ij})^2}{2(\sigma_{ij})^2}} \cdot w_{ij} \quad (10)$$

$$w_{ij} = \frac{1}{\sigma_{ij}^2 + 1} \quad (11)$$

式中, w_{ij} 为第 i 个参考点处第 j 个 AP 的概率权重值。在分母中对标准差进行加 1 操作, 以避免分母为 0 的情况。最后, 选择后验概率最大的前 k 个参考点, 根据实验测试选取 k 值为 3, 以欧氏距离大小的倒数为权重, 通过加权平均求出目标点的位置坐标。

2.3 无迹卡尔曼滤波

本文采用无迹卡尔曼滤波算法将 PDR 定位结果和 WiFi 定位结果进行融合。相比于扩展卡尔曼滤波算法 (extended Kalman filter, EKF), UKF 采用无迹变换来逼近概率分布, 不需要计算复杂的雅可比矩阵就能解决非线性问题, 可以有效克服 EKF 算法计算复杂、稳定性差的局限性。

根据行人步长和航向角等信息, 建立系统状态转移方程为:

$$\mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{t-1} + l_{t-1} \cdot \cos \varphi_{t-1} \\ y_{t-1} + l_{t-1} \cdot \sin \varphi_{t-1} \end{bmatrix} + \mathbf{W}_{t-1} \quad (12)$$

式中: \mathbf{X}_t 为第 t 步结束时通过 PDR 得到的位置, φ_{t-1} 表示 $t-1$ 步迈向 t 步的航向角, l_t 表示 $t-1$ 步迈向 t 步的步长, \mathbf{W}_{t-1} 为二维系统过程噪声。

系统的观测方程为:

$$\mathbf{Z}_t = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ l_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2} \end{bmatrix} + \mathbf{V}_t \quad (13)$$

式中: \mathbf{Z}_t 表示第 t 步时刻的观测状态量, \mathbf{V}_t 表示三维系统观测噪声。

无迹卡尔曼滤波算法的主要步骤如下:

步骤 1): 初始化状态参数

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_0 = E(\mathbf{X}_0) \\ \mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)^T] \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_0$ 表示系统的初始状态期望值, \mathbf{P}_0 表示初始状态协方差矩阵。

步骤 2): 计算 Sigma 点

UKF 一般通过无迹变换来生成 $2n+1$ 个具有相关权重的 Sigma 点, n 为状态的维度,然后将非线性状态转移函数应用于每个 Sigma 点,并根据转换后的样本计算均值和协方差,以此来逼近随机变量的近似分布。Sigma 点和权重按照如下公式生成:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{t-1}^0 &= \hat{\mathbf{X}}_{t-1} \\ \mathbf{X}_{t-1}^i &= \begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{t-1} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{t-1}})_i, & i = 1, 2, \dots, n \\ \hat{\mathbf{X}}_{t-1} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{t-1}})_{n-i}, & \\ i = n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{cases} w_0^m = \lambda / (n + \lambda) \\ w_0^c = \lambda / (n + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ w_i^m = w_i^c = \frac{1}{2(n + \lambda)}, i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (16)$$

式中: \mathbf{X}_{t-1}^i 表示第 $t-1$ 步结束后的第 i 个 Sigma 点, $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$ 是比例系数, α 用于表示 Sigma 点在 $\hat{\mathbf{X}}_t$ 附近的离散程度,通常设置为一个很小的正数,如 0.001, κ 通常设置为 0。 $(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{t-1}})_i$ 表示矩阵平方根的第 i 列。 β 是包含 X 先验分布的非负权重系数,对于高斯分布, $\beta = 2$ 为最优解。 w_i^m 表示第 i 个 Sigma 点的均值权重, w_i^c 为第 i 个 Sigma 点的协方差权重。

步骤 3): 预测状态更新

将 Sigma 点集映射到非线性状态转移方程 $f(\cdot)$, $f(\cdot)$ 由式(12)确定,然后根据式(18)计算预测均值 $\hat{\mathbf{X}}_t^-$ 和预测值协方差矩阵 \mathbf{P}_t^- 。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{t|t-1}^i = f(\mathbf{X}_{t-1}^i, \mathbf{W}_{t-1}) \\ \hat{\mathbf{X}}_t^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \mathbf{X}_{t|t-1}^i \\ \mathbf{P}_t^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{X}_{t|t-1}^i - \hat{\mathbf{X}}_t^-) (\mathbf{X}_{t|t-1}^i - \hat{\mathbf{X}}_t^-)^T \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{X}_{t|t-1}^i$ 是由 $t-1$ 时刻的第 i 个 Sigma 点通过状态转移方程映射得到的状态预测值。

步骤 4): 测量状态更新

将上一步中得到的状态预测值映射到观测方程 $h(\cdot)$ 中得到观测值 $\mathbf{Z}_{t|t-1}$, 观测方程 $h(\cdot)$ 由式(13)确定,并计算观测值 $\hat{\mathbf{Z}}_t^-$ 和观测值协方差矩阵 $\mathbf{P}_{z_t|t-1}^-$ 。

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_{t|t-1}^i = h(\mathbf{X}_{t|t-1}^i, \mathbf{V}_t) \\ \hat{\mathbf{Z}}_t^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \mathbf{Z}_{t|t-1}^i \\ \mathbf{P}_{z_t|t-1}^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{Z}_{t|t-1}^i - \hat{\mathbf{Z}}_t^-) (\mathbf{Z}_{t|t-1}^i - \hat{\mathbf{Z}}_t^-)^T \end{cases} \quad (18)$$

步骤 5): 计算协方差矩阵 $\mathbf{P}_{X_{Z_t}}$ 和卡尔曼增益 \mathbf{K} :

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{X_{Z_t}} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{X}_{t|t-1}^i - \hat{\mathbf{X}}_t^-) (\hat{\mathbf{Z}}_t^- - \hat{\mathbf{Z}}_t^-)^T \\ \mathbf{K} = \mathbf{P}_{X_{Z_t}} \mathbf{P}_{Z_t|t-1}^{-1} \end{cases} \quad (19)$$

步骤 6): 状态更新和协方差矩阵更新

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_t = \hat{\mathbf{X}}_t^- + \mathbf{K}(\mathbf{Z}_t - \hat{\mathbf{Z}}_t^-) \\ \mathbf{P}_t = \mathbf{P}_t^- - \mathbf{K} \mathbf{P}_{Z_t|t-1} \mathbf{K}^T \end{cases} \quad (20)$$

式中: \mathbf{Z}_t 表示第 t 步的实际观测量,由 WiFi 定位算法得到的定位结果和步长估计结果组成, $\hat{\mathbf{X}}_t$ 表示系统在第 t 步后的估计值, \mathbf{P}_t 表示系统在第 t 步结束后的协方差矩阵。

3 实验评估

为了验证本文所提出的室内定位系统的准确性和稳定性,在真实的室内环境中进行了实验,本节展示了实验结果并做出了分析。

3.1 实验环境

在 60 m×45 m 的室内环境中,选择了走廊区域作为目标区域,实验环境地图如图 3 所示。在目标环境中均匀标记了 25 个参考点,每隔 3 m 设置了一个参考点,在每个参考点处采集了 50 条指纹信息求平均值和样本标准差,以构建 WiFi 指纹数据库。实验过程中,用户将可穿戴惯导模块固定在胸前,如图 4 所示,行走过程中无需考虑智能手机的状态及放置位置。

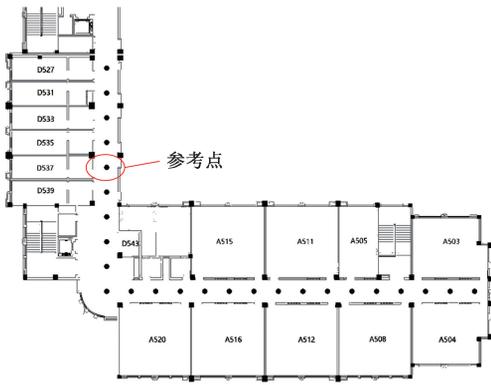


图3 实验环境地图

Fig. 3 Map of the experimental environment



图4 惯导模块穿戴方式

Fig. 4 The way of wearing the inertial navigation module

3.2 实验结果

1) WiFi 定位算法测试

首先本文对提出的加权贝叶斯 WiFi 定位算法进行了测试,并将该算法与 WKNN 和传统贝叶斯算法进行了对比与分析。图 5 所示为不同定位算法的定位误差箱型图。从图 5 可以看出, WKNN 算法的平均误差分别为 2.77 m,传统的贝叶斯估计算法的平均误差为 1.57 m,而本文提出的改进的 WiFi 定位算法的平均误差为 0.76 m,与 WKNN 和传统的贝叶斯概率算法相比,定位误差分别降低了 72.6% 和 51.6%。图 6 所示为不同 WiFi 指纹算法的定位误差累积分布函数图。由图 6 可知,加权贝叶斯算法的定位误差在 2 m 内的置信概率为 97.6%,而 WKNN 和传统贝叶斯概率算法的定位误差在 2 m 内的概率分别为 17.5% 和 80.7%。因此,本文提出的基于加权贝叶斯的 WiFi 指纹定位算法可以为 PDR 提供有效的初始位置和良好的校正效果。

2) 融合定位算法测试

为了验证基于 UKF 融合 WiFi 与 PDR 定位算法的准确性,将融合定位算法和纯 PDR 定位算法的定位结果进行了对比。实验中行人沿着设置的真实路径行走,真实路径为一条折返路径,全长 120 m,分别记录了行走半程

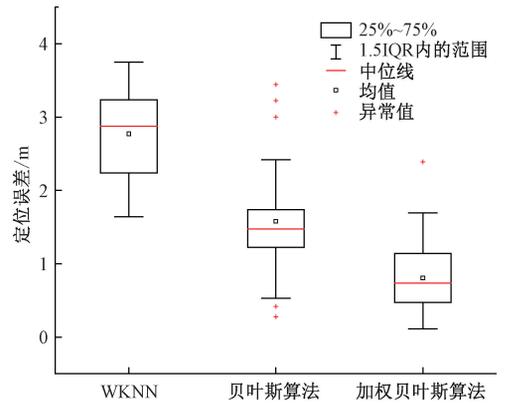


图5 WiFi 定位误差箱型图

Fig. 5 Box plot of WiFi positioning error

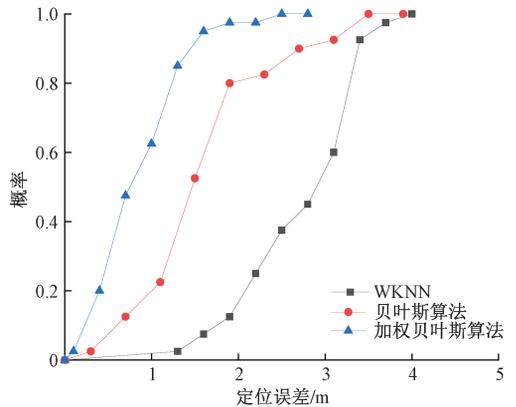


图6 WiFi 定位误差累积分布函数

Fig. 6 CDF of the WiFi positioning error

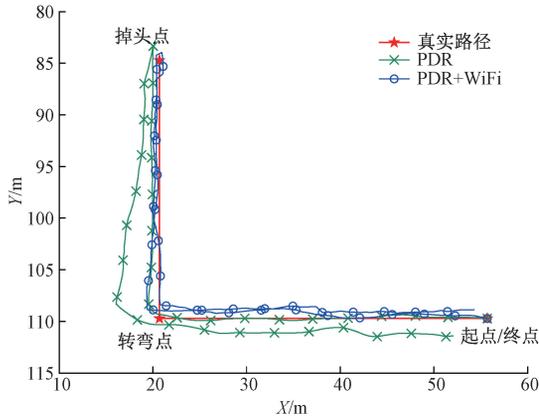
和全程的定位误差并进行分析。

图 7(a) 所示为行人沿着实验设置的路径行走后由纯 PDR 算法和 WiFi 与 PDR 融合算法得到的定位轨迹。由图可知,纯 PDR 的定位结果在短时间内精度高,但随时间会产生较大的累积误差,而融合算法得到的轨迹与真实轨迹十分接近,WiFi 指纹定位对 PDR 定位结果起到了校正的作用。图 7(b) 所示为两种定位算法在行走 60 m 和行走 120 m 之后的定位误差箱型图,可以看到,当行人行走 60 m 后,纯 PDR 定位算法的平均定位误差在 3.2 m 左右,而行走 120 m 时,平均定位误差达到了 5.4 m;使用 WiFi 与 PDR 融合的定位算法,无论行走 60 m 还是行走 120 m,其平均定位误差均在 2 m 左右。图 7(c) 所示为使用两种定位算法在行走 60 m 和 120 m 之后的定位误差累积分布函数图。由图可知,行走 60 m 后,纯 PDR 定位算法的定位误差在 3 m 以内的置信概率为 25.0%,而 WiFi 与 PDR 融合算法以 95.3% 的概率达到 3 m 以内的定位误差;行走 120 m 后,纯 PDR 定位算法的定位误差在 5 m 以内的置信概率仅为 29.4%,而加入

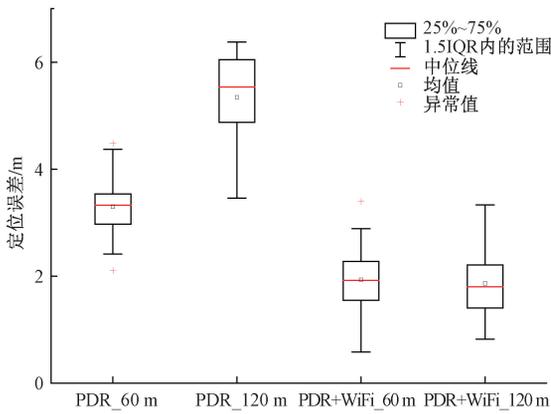
WiFi 定位的校正之后,以 94.9% 的概率达到 3 m 以内的定位误差,因此,基于 UKF 融合 WiFi 定位与 PDR 定位的方法能够提供良好的室内定位准确性。

稳定性。在实验过程中,行人会以不同的放置姿态携带手机,然后沿着真实轨迹行走,测试的手机放置姿态包括正常手持手机、随手摆动和接电话,最后将定位结果进行了对比。

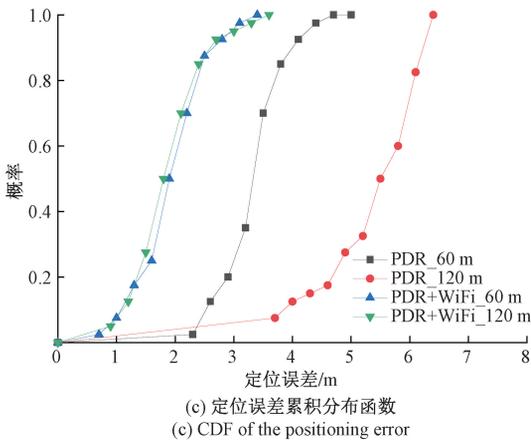
首先记录了以不同手机手持姿势进行实验时的航向角变化,结果如图 8 所示,从图中可以看出,基于智能手机手持姿势和可穿戴惯导模块的航向角与实际航向角相比平均误差在 5° 以内,且波动较为稳定,而随手摆动姿态和接电话姿态的航向角误差较大且不稳定,这是由于这两种智能手机姿态的前向轴与行人的前进方向存在一定的偏差,难以补偿,且行人的摆动行为影响了航向角计算结果的稳定性。



(a) 不同方法的定位轨迹对比
(a) Positioning trajectories comparison by different methods



(b) 定位误差箱型图
(b) Box plot of the positioning error



(c) 定位误差累积分布函数
(c) CDF of the positioning error

图 7 融合定位算法误差分析

3) 手机姿态对定位结果的影响

为了验证基于可穿戴惯导模块实现融合定位算法的稳定性,分别基于可穿戴惯导模块和基于智能手机实现了融合定位算法,然后对比两种方案下融合定位算法的

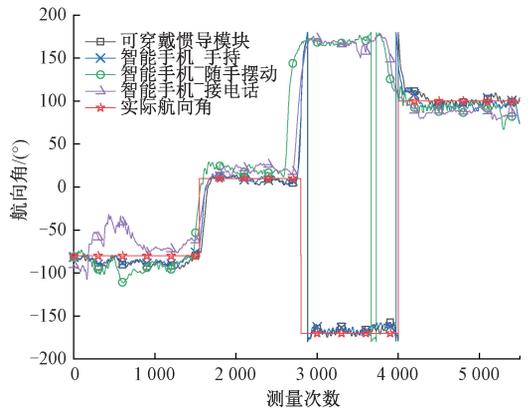
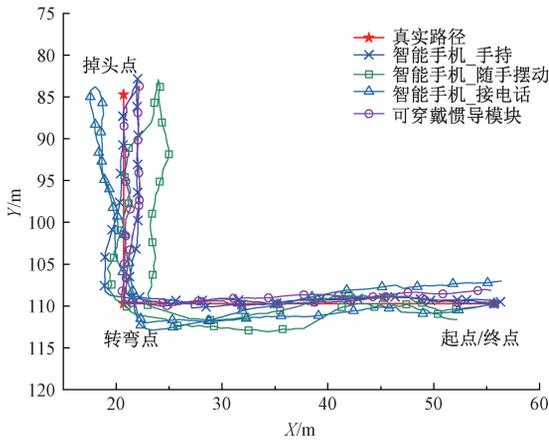


图 8 不同放置姿态下航向角变化对比图

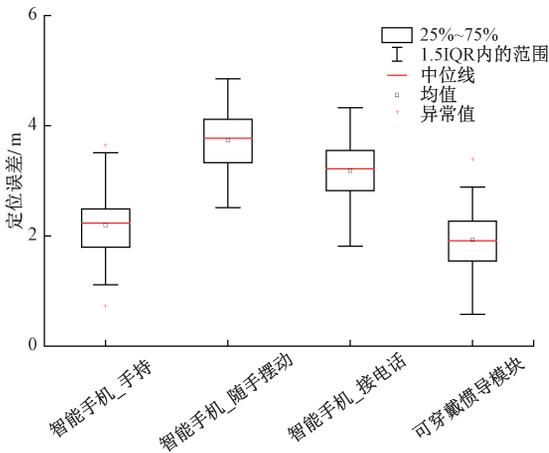
Fig. 8 Comparison of heading angle under different phone postures

图 9(a) 所示为沿设置路径行走后两种方案的定位轨迹,由图可知,基于可穿戴惯导模块方案的定位性能最优,在基于智能手机的方案中,手持姿态比随手摆动姿态和接电话姿态的定位性能更优。图 9(b) 所示为两种方案在行走 120 m 后的平均定位误差箱型图,在基于智能手机的方案中,手持手机、接电话和随手摆动姿态的平均定位误差分别为 2.18、3.17 和 3.73 m;而可穿戴惯导模块方案的平均定位误差仅为 1.93 m。图 9(c) 所示为两种方案在行走 120 m 后的定位误差累积分布函数,在基于智能手机的方案中,手持手机姿态的定位误差在 3 m 内的置信概率为 88.9%,接电话姿态和随手摆动姿态的定位误差在 4 m 内的置信概率分别为 92.5% 和 64.6%,而穿戴式惯导模块方案的定位误差以 95.4% 的概率达到 3 m 以内。

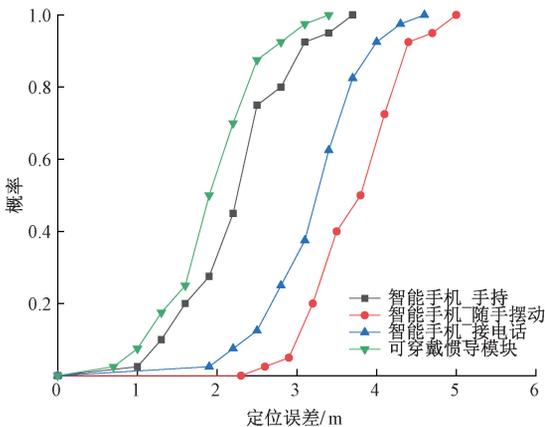
从两种方案的定位结果可以发现,使用基于无迹卡尔曼滤波算法融合 WiFi 指纹定位和 PDR 定位的算法总体来说是有效的。但是,基于智能手机实现该定位算法



(a) 定位轨迹对比
(a) Positioning trajectories comparison



(b) 定位误差箱型图
(b) Box plot of the positioning error



(c) 定位误差累积分布函数
(c) CDF of the positioning error

图9 手机姿态对定位结果的影响

Fig. 9 The influence of different phone attitudes on the positioning results

时,不同手机姿态会影响定位结果的稳定性和准确性。这是因为当手机随手摆动时,与行人前进方向垂直的坐标轴上也会因为摆动而产生数据,这些数据会影响 PDR

定位中的步态检测和航向估计,从而使定位结果出现较大偏差;而当智能手机以接电话的姿态进行定位时,智能手机前向轴会与行人的前进方向存在偏差,偏差角难以估计。实验中仅列举了3种较为典型的手机姿态,在实际生活中会有更多不同的手机姿态,对基于手机方案的定位结果会造成或多或少不可预估的影响,而本文提出的基于可穿戴惯导模块的方案将易受手机姿态影响的PDR定位模块与手机分离,在行人行走过程中能够提供更加稳定的定位性能。

4 结 论

本文提出了一种融合 WiFi 与可穿戴惯导模块的室内定位方法,通过外置惯导模块采集 PDR 定位所需的惯性传感数据,消除手机姿态对 PDR 定位的影响,采用加权贝叶斯算法实现 WiFi 指纹定位,为 PDR 提供初始定位,同时基于无迹卡尔曼滤波融合 WiFi 定位结果与 PDR 定位结果,以减少 PDR 的累积定位误差。实验表明,融合 WiFi 指纹和 PDR 的定位算法相比纯 PDR 方法平均定位误差降低了 65.2%。此外,与单纯使用智能手机实现相同的融合定位算法相比,本文提出的基于可穿戴惯导模块的方案能够有效避免手机姿态对定位结果的影响,在几种典型手机姿态下均表现出稳定优越的定位性能。在未来工作中,会考虑加入地图约束,如转弯检测、穿门检测等以获得更准确合理的定位结果。

参考文献

- [1] 余志鹏,熊剑,衷卫声,等. 基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(5): 214-220.
YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Indoor pedestrian dead reckoning algorithm based on rank Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 214-220.
- [2] YOU Y, WU C. Hybrid indoor positioning system for pedestrians with swinging arms based on smartphone IMU and RSSI of BLE [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-15.
- [3] CIABATTONI L, FORESI G, MONTERIÙ A, et al. Real time indoor localization integrating a model based pedestrian dead reckoning on smartphone and BLE beacons [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(1): 1-12.

- [4] TIAN Q, KEVIN I, WANG K, et al. A low-cost INS and UWB fusion pedestrian tracking system [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(10) : 3733-3740.
- [5] ZHANG M, JIA J, CHEN J, et al. Indoor localization fusing wifi with smartphone inertial sensors using lstm networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(17) : 13608-13623.
- [6] 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.
- YAO T J, WEI D Y, YUAN H, et al. Research on the fusion positioning method of WLAN and PDR based on feedback correction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2) : 446-453.
- [7] LIU T, NIU X, KUANG J, et al. Doppler shift mitigation in acoustic positioning based on pedestrian dead reckoning for smartphone[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-11.
- [8] WANG G, WANG X, NIE J, et al. Magnetic-based indoor localization using smartphone via a fusion algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(15) : 6477-6485.
- [9] 金展,康瑞清,王威. 基于地磁序列匹配的大型室内动态定位方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7) : 199-207.
- JIN ZH, KANG R Q, WANG W. Large-scale indoor dynamic positioning method based on geomagnetic sequence matching [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7) : 199-207.
- [10] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No. 00CH37064), 2000, 2: 775-784.
- [11] TAHERI A, SINGH A, EMMANUEL A. Location fingerprinting on infrastructure 802.11 wireless local area networks (WLANs) using locus[C]. 29th Annual IEEE International Conference on Local Computer Networks, 2004: 676-683.
- [12] YOUSSEF M, AGRAWALA A. The Horus WLAN location determination system [C]. International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, DBLP, 2005:205-218.
- [13] ZHANG W, YU K, WANG W, et al. A self-adaptive ap selection algorithm based on multiobjective optimization for indoor WiFi positioning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 8(3) : 1406-1416.
- [14] JUNG S, MOON B, HAN D. Unsupervised learning for crowdsourced indoor localization in wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 15(11) : 2892-2906.
- [15] GUO X, LI L, ANSARI N, et al. Accurate WiFi localization by fusing a group of fingerprints via a global fusion profile [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(8) : 7314-7325.
- [16] NOWICKI M, WIETRZYKOWSKI J. Low-effort place recognition with WiFi fingerprints using deep learning[C]. International Conference Automation, 2017: 575-584.
- [17] YAN D, SHI C, LI T. An improved PDR system with accurate heading and step length estimation using handheld smartphone [J]. The Journal of Navigation, 2021: 1-19.
- [18] GANG H S, PYUN J Y. A smartphone indoor positioning system using hybrid localization technology [J]. Energies, 2019, 12(19) : 3702.
- [19] XIA H, ZUO J, LIU S, et al. Indoor localization on smartphones using built-in sensors and map constraints[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 68(4) : 1189-1198.
- [20] TIAN Q, SALCIC Z, KEVIN I, et al. A multi-mode dead reckoning system for pedestrian tracking using smartphones[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 16(7) : 2079-2093.
- [21] ZHANG H, YUAN W, SHEN Q, et al. A handheld inertial pedestrian navigation system with accurate step modes and device poses recognition [J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 15(3) : 1421-1429.
- [22] SHIN B, KIM C, KIM J, et al. Motion recognition-based 3D pedestrian navigation system using smartphone [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(18) : 6977-6989.
- [23] KASEBZADEH P, RADNOSRATI K, HENDEBY G, et al. Joint pedestrian motion state and device pose classification[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(8) : 5862-5874.

- [24] WEINBERG H. Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications [J]. Analog Devices AN-602 application note, 2002, 2(2): 1-6.
- [25] FANG Y, DENG Z, XUE C, et al. Application of an improved K nearest neighbor algorithm in WiFi indoor positioning [C]. China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2015 Proceedings: Volume III. Springer, Berlin, Heidelberg, 2015: 517-524.
- [26] SHIN B, LEE J H, LEE T, et al. Enhanced weighted K-nearest neighbor algorithm for indoor WiFi positioning systems [C]. 2012 8th International Conference on Computing Technology and Information Management IEEE, 2012, 2: 574-577.
- [27] MADIGAN D, EINAHRAWY E, MARTIN R P, et al. Bayesian indoor positioning systems [C]. Proceedings IEEE 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, IEEE, 2005, 2: 1217-1227.

作者简介



罗日, 2019 年于浙江工业大学获得学士学位, 现为浙江工业大学硕士研究生, 主要研究方向为室内定位。

E-mail: 441835698@qq.com

Luo Ri received his B. Sc. degree from Zhejiang University of Technology in 2019. He is currently a master student at Zhejiang University of Technology. His main research interest is indoor positioning.



李燕君 (通信作者), 2004 年于浙江大学获得学士学位, 2009 年于浙江大学获得博士学位, 现为浙江工业大学教授, 主要研究方向为智能物联网、室内定位。

E-mail: yjli@zjut.edu.cn

Li Yanjun (Corresponding author) received her B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Zhejiang University in 2004 and 2009, respectively. She is currently a professor at Zhejiang University of Technology. Her main research interests include intelligent internet of things and indoor positioning.