

基于 UKF 的蓝牙-PDR 多传感器融合室内定位算法

毛东方^{1,2} 蒋国平¹

1 南京邮电大学自动化学院、人工智能学院 南京 210023

2 无锡真源科技有限公司 江苏 无锡 214135

摘要 为提高室内定位的精度和稳定度,提出了基于无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filtering, UKF),并融合蓝牙指纹库和行人航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)的室内定位方法。首先,收集不同位置的信号强度数据,构建蓝牙指纹库。其次,利用手机内置加速度计、陀螺仪等多传感器融合进行行人航位推算。在此基础上使用 UKF 进行融合,克服行人航位推算易产生累计误差的缺点,从而实现高精度室内定位,具有成本低、灵敏度高、稳定性好、定位方法简便等特点。最后,仿真实验结果表明了该方法的有效性。

关键词: 行人航位推算;多传感器融合;无迹卡尔曼滤波;指纹库;室内定位

中图分类号 TP92

Bluetooth-PDR Multi-sensor Fusion Indoor Positioning Method Based on UKF

MAO Dongfang^{1,2} and JIANG Guoping¹

1 College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China

2 Wuxi Realid Technology Co., Ltd., Wuxi, Jiangsu 214135, China

Abstract To improve the accuracy and stability of indoor positioning, this paper proposes an indoor positioning method based on UKF and by integrating bluetooth fingerprint database and PDR. Firstly, by collecting signal strength data from different locations, a bluetooth fingerprint database is constructed. Secondly, the use of multiple sensors such as built-in accelerometers and gyroscopes in mobile phones for pedestrian dead reckoning is employed. Then, the UKF approach is used for fusion to overcome the disadvantage of cumulative errors in pedestrian dead reckoning, thus achieving high-precision indoor positioning. It has the characteristics of low cost, high sensitivity, good stability, and simple positioning methods. Finally, the experimental simulation results demonstrate the effectiveness of this method.

Keywords PDR, Multi-sensor fusion, Unscented Kalman Filter, Fingerprint Database, Indoor positioning

1 引言

随着智能手机和物联网设备的普及,室内定位技术的需求不断增加。室内环境的复杂性使得传统的全球定位系统(GPS)在定位精度和可靠性上受到限制,尤其是在购物中心、博物馆、机场等密集的室内场所。为了解决这一问题,研究者们提出了多种室内定位技术如蓝牙^[1]、WiFi^[2]、超宽带技术^[3]、惯性传感器^[4]等,其中蓝牙位置指纹定位和行人航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)成为了重要的研究方向^[5-8]。

蓝牙位置指纹定位方法通过收集不同位置的信号强度数据,建立位置特征库,并利用这些特征进行实时定位。这种方法在复杂的室内环境中能够提供较高的定位精度,但其性能受到环境变化和信号干扰的影响^[9-10]。研究者们已经提出一些改进措施,在文献[11]中提出了一种基于 Wi-Fi 指纹和 LED 光学特性的室内定位系统,提高了定位的稳定性和准确性。文献[12]将 BP(Back Propagation)神经网络与定位算法结合,解决了室内信号波动导致定位误差较大的问题。PDR 技术利用惯性传感器进行实时定位。该方法通过检测用户的步态、行走方向和加速度变化,推算出用户的当前位置。PDR

的主要优势在于其在没有外部信号的情况下也能提供定位信息,但随着时间的推移,其累积误差会导致定位精度下降,因此需要进行误差修正和状态估计。文献[13]使用卡尔曼滤波技术融合优化步数的 PDR 与指纹。在文献[14]中根据 PDR 定位结果限制地磁匹配区域,使用粒子滤波算法融合地磁定位结果与 PDR 定位结果。文献[15]使用卷积神经网络优化 RSSI(Received Signal Strength Indication)算法,并基于行人停留时长修正 PDR 算法,在此基础上使用扩展卡尔曼滤波进行融合。

针对 PDR 算法中航向角信息受传感器性能的影响易产生角度误差,使用卡尔曼滤波进行优化。考虑到 PDR 算法随时间推移会产生累计误差,本文利用无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filtering, UKF)融合 PDR 定位结果与蓝牙指纹库定位结果,减少 PDR 算法的累计误差,提高了室内定位的精度和稳定性。

2 行人位置推算方法

PDR 算法通过对传感器数据的分析和处理,实时估算行人的位置和运动状态,其算法原理如图 1 所示。

行人位置计算式如下:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + L_k \cos \theta_{k-1} \\ y_k = y_{k-1} + L_k \sin \theta_{k-1} \end{cases} \quad (1)$$

其中, (x_k, y_k) 为 k 时刻行人位置坐标, L_k 为 k 时刻行人步长信息, θ 为航向角。

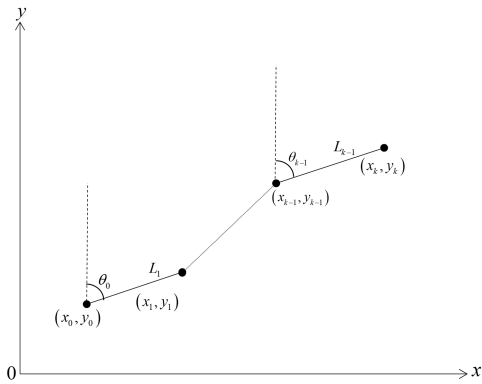


图1 PDR 原理图

Fig. 1 Schematic diagram of PDR

2.1 步态信息解算

本文使用基于行人加速度信息计算步长的非线性步长, 即利用智能手机的加速度计得到的步长信息。常用的非线性步长为 Weinberg 方法, 计算式如下:

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

其中, k 为步长模型系数, 通过多组实验, 利用最小二乘方法得到; a_{\max} 和 a_{\min} 分别为智能设备在 Y 轴上对应的最大加速度和最小加速度。

2.2 航向角优化方法

航向角解算的准确与否直接影响航迹推算的偏移大小。通过磁力传感器和加速度传感器获得地磁数据计算得到俯仰角 θ 和偏航角 φ , 计算公式如下:

$$\begin{cases} \theta = \arcsin(A_y/g) \\ \varphi = \arctan(-A_x/A_z) \end{cases} \quad (3)$$

其中, A_x , A_y 和 A_z 分别为智能设备加速度传感器测得 x , y 和 z 轴上的加速度信息, g 为重力加速度。通过俯仰角和偏航角计算得到当前的航向角 ω_m 为:

$$\omega_m = \arctan\left(\frac{\alpha_x \sin \varphi \sin \theta + \alpha_y \cos \theta - \alpha_z \cos \varphi \sin \theta}{\alpha_x \cos \varphi + \alpha_z \sin \varphi}\right) \quad (4)$$

其中, ω 为智能设备磁力传感器得到的各轴上的磁场信息。通过航向角 ω_m 结合磁偏角 α_d 进行修正, 计算得到智能设备 Y 轴正向指向的方位角信息 ω_n , 公式如下:

$$\omega_n = \omega_m + \alpha_d \quad (5)$$

其中, 磁偏角修正量西偏为负, 东偏为正, 可通过公开信息查询得到当地磁偏角。陀螺仪是智能设备中检测角速度的传感器。检测特定时间段的角速度, 并利用角速度信息与时间进行积分, 得到设备在一个时间段内绕各轴的旋转角度。陀螺仪受到外界电磁信号的干扰较小, 可以短时间内获得相对高精度的角度信息。但陀螺仪在没有外界数据对其角度信息进行修正的情况下, 会产生误差累积。具体表现为, 在长时间的观测中, 陀螺仪会出现特定方向上的误差, 即零偏误差, 需要在使用前对陀螺仪进行测量得到误差信息并消除。

通过陀螺仪得到智能设备绕对应轴旋转的角度, 公式如下:

$$\beta = \xi * \delta t \quad (6)$$

其中, β 为 δt 时间内智能设备绕对应轴旋转的角度, ξ 为 δt 时间内的角速度, δt 为陀螺仪获得的当前时刻与上一时刻的时间差。

将陀螺仪获取的角度信息与航向角融合, 公式为:

$$\omega_{k+1} = \omega_k \pm \xi * \delta t + v_k * \delta t \quad (7)$$

其中, ω_{k+1} 为融合后的角度, v_k 为角速度积分的增量。

由智能设备的加速度传感器、地磁传感器、陀螺仪分别得到加速度、地磁、陀螺仪的角度数据, 利用加速度数据得到步长、步数信息, 并计算设备当前的俯仰角、偏航角, 结合地磁传感器得到地磁数据, 计算得到当前设备的航向角信息。利用陀螺仪计算得到对应时间内绕设备各轴旋转的角度信息, 利用卡尔曼滤波将其与地磁场得到的方位角信息进行融合, 得到融合后航向角信息。利用融合后的航向角信息与步长、步数信息, 并将上一时刻的坐标作为计算的初始坐标, 对当前坐标进行推算, 计算得到当前时刻的坐标, 使用卡尔曼滤波融合磁场、陀螺仪和加速度计获得的角度, 减小累计误差, 提高航向角精度。

3 蓝牙指纹定位法

蓝牙指纹定位技术的原理是先对定位区域内的各参考点信号强度信息进行采集, 然后将采集点的位置与当前位置的 RSSI 信号强度值进行整合, 在后续定位阶段则利用此绑定的关系进行位置推算。

蓝牙指纹定位有两个阶段: 第一阶段是离线阶段, 对室内区域进行网格划分, 将每个网格点作为参考点, 并对每个网格点进行数据采集, 根据采集的每个参考点的信号强度构建指纹数据库; 第二阶段是在线阶段采集待测目标的信号强度, 并进行数据预处理, 将预处理后的待测目标的信号强度与位置指纹数据库进行匹配, 根据匹配结果确定对应的参考点位置估算结果, 并作为待测目标的指纹库匹配定位结果。蓝牙指纹定位法原理如图 2 所示。

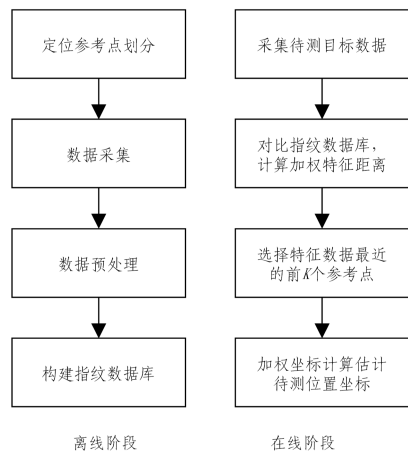


图2 蓝牙指纹定位法原理图

Fig. 2 Schematic diagram of bluetooth fingerprint localization method

4 融合算法

由于蓝牙指纹法在定位过程中没有随时间传递的特性, 因此定位步数推进时, 新一步的定位结果较前一步的定位结果, 缺少一个直观判断该结果偏差程度的参考标准, 无法排除部分偏差较大的 RSSI 定位结果。PDR 算法的定位结果之间

通过步长和航向传递,容易累计偏差,但定位结果关联性强,单步定位效果偏差较小。为了更好地将两种算法结合,本文提出一种无迹卡尔曼滤波融合方法。

将 PDR 算法获得的位置信息作为状态方程的参数,模型如下:

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \omega_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} + L \cos(\omega_{k-1}) \\ y_{k-1} + L \sin(\omega_{k-1}) \\ \omega_{k-1} \end{bmatrix} + W_{k-1} \quad (8)$$

其中, x_k 和 y_k 为行人在 k 时刻 PDR 算法计算得到的位置信息, L 为 k 时刻行人步长, ω_k 为 k 时刻航向角信息, W_{k-1} 为系统过程噪声。

将蓝牙指纹定位信息与融合后的航向角信息作为观测方程的参数,模型如下:

$$Z_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \omega_k \\ \Delta\omega_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \omega_{k-1} + \Delta\omega_k \\ \omega_k - \omega_{k-1} \end{bmatrix} + V_{k-1} \quad (9)$$

其中, x_k 和 y_k 为行人在 k 时刻指纹定位得到的位置信息, ω_k 和 ω_{k-1} 为 k 时刻和 $k-1$ 时刻航向角信息, $\Delta\omega_k$ 为 k 时刻航向角变化量, V_{k-1} 为系统观测噪声。

使用无迹卡尔曼滤波进行融合,以无迹卡尔曼滤波的输出结果作为定位结果。无迹卡尔曼滤波算法过程如下:

1) 计算 $2n+1$ 个采样点,公式如下:

$$\begin{cases} X_k^0 = X_k \\ X_k^i = X_k + (\sqrt{\lambda+n} \lambda \mathbf{P}_k^T), i=1, 2, \dots, n \\ X_k^{i+n} = X_k - (\sqrt{\lambda+n} \lambda \mathbf{P}_k^T), i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (10)$$

其中, n 为系统状态维数; $\lambda = \gamma^2(n+\kappa) - n$ 是求取采样点时的参数,根据 γ 的取值决定采样点的离散程度, κ 为待选参数; \mathbf{P} 为状态误差协方差矩阵。

2) 计算采样点相应权值,公式如下:

$$\begin{cases} \omega_m^0 = \frac{\lambda}{\lambda+n} \\ \omega_c^0 = \frac{\lambda}{\lambda+n} + (1 - \gamma^2 + \eta) \\ \omega_m^i = \omega_c^i = \frac{\lambda}{2(\lambda+n)}, i=1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (11)$$

其中,下标 m 和 c 分别为均值和协方差。

3) 预测更新方程如下:

$$X_{k+1|k}^i = f(X_{k|k}^i), i=1, 2, \dots, 2n \quad (12)$$

$$\hat{X}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i X_{k+1|k}^i \quad (13)$$

$$P_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [X_{k+1|k}^i - \hat{X}_{k+1|k}] [X_{k+1|k}^i - \hat{X}_{k+1|k}]^T + Q_k \quad (14)$$

其中, Q_k 为过程噪声协方差矩阵。

4) 观测更新方程如下:

$$Z_{k+1|k}^i = h(X_{k+1|k}^i) \quad (15)$$

$$\hat{Z}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i Z_{k+1|k}^i \quad (16)$$

$$P_z = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [Z_{k+1|k}^i - \hat{Z}_{k+1|k}] [Z_{k+1|k}^i - \hat{Z}_{k+1|k}]^T + R_k \quad (17)$$

其中, R_k 为测量噪声协方差矩阵。

将无迹卡尔曼滤波输出的结果作为当前采样步的最终定位结果,进行下一步定位的时候根据采样得到的步长航向角

进行预定位,若定位结果相较于上一步定位结果进入或离开指纹库范围,则使用指纹库定位结果作为该步的观测输入。

5 仿真实验

实验环境选择 $14\text{ m} \times 14\text{ m}$ 的教学楼内的平面区域。终端设备采用 Android 系统的手机, PDR 定位数据采用手机中自带的陀螺仪、磁力计及加速度计检测得出。为了比较传统方法与本文融合算法的精度,实验在相同的路径上分别测试蓝牙指纹定位、PDR 定位与本文提出的融合定位方法。

本文进行了 3 组对比实验,分别是 PDR 算法、蓝牙指纹定位算法和本文提出的无迹卡尔曼滤波融合后算法,得出的轨迹与真实轨迹之间的比较结果如图 3 所示。

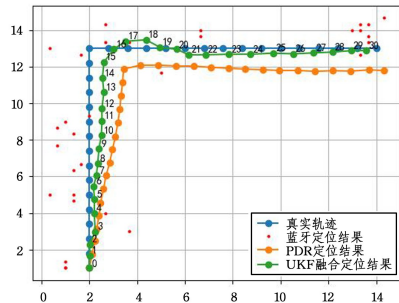


图 3 3 种定位算法定位结果

Fig. 3 Localization results of three positioning algorithms

根据图 3 可以直观地看出,使用无迹卡尔曼滤波融合的定位算法更接近真实轨迹。由表 1 所示的不同定位算法间的定位精度对比结果可知,相较于传统的 PDR 算法和蓝牙指纹定位算法,本文提出的通过无迹卡尔曼滤波融合的定位算法的定位精度得到了显著提升。

表 1 不同定位算法间的定位精度对比

Table 1 Comparison of localization accuracy among different positioning algorithms

Positioning Algorithm	Localization Accuracy/m
PDR Algorithm	2.072
Bluetooth Fingerprint Algorithm	3.117
Proposed Algorithm	0.604

结束语 本文针对现有的蓝牙指纹算法和 PDR 算法的各项缺陷,提出一种基于无迹卡尔曼滤波和 PDR 算法的多传感器融合室内定位算法。根据 PDR 步态数据结合位置指纹定位输出,进一步减小蓝牙指纹法的定位偏差,结合 PDR 预定位选择对应指纹库进行定位,并根据运动状态选择合适的观测输入,使用 UKF 将 PDR 和蓝牙指纹算法的结果结合。经实验证明,融合算法更好地利用并优化了蓝牙指纹算法的定位结果,减小了 PDR 在运行过程中的累计定位偏差,并在实验区域能够达到预期的定位结果。

参考文献

- [1] ZHANG L P, WU J K, WANG Z Z, et al. WSN mobile node three-dimensional localization system based on RSSI and LSSVR [J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(16): 45-50.
- [2] ZHU Y, HUANG R, XU Y. Hybrid positioning method using Bluetooth and WiFi based on location information fingerprint [J]. Navigation Positioning and Timing, 2024, 11(6): 143-151.
- [3] LI X, WANG Y. Research on a factor graph-based robust UWB

- positioning algorithm in NLOS environments[J]. *Telecommunication Systems*, 2021, 76(2):207-217.
- [4] VITORIA P, BALLESTER C. Automatic flare spot artifact detection and removal in photographs[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2019, 61(4):515-533.
- [5] WEI J, LUO H, NI Q D, et al. Optimization method of indoor bluetooth positioning algorithm[J]. *Journal of Suzhou University of Science and Technology (Natural science Edition)*, 2023, 40(2):78-84.
- [6] ZHANG C, ZHANG F, LIU Y B, et al. Optimization of bluetooth fingerprint indoor positioning algorithm based on fusion clustering[J]. *Computer Simulation*, 2020, 37(7):314-318.
- [7] WANG W, MA X M, WANG J M, et al. UWB/MIMU combined pedestrian location algorithm based on adaptive PDR compensation[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2023(6):100-108.
- [8] TANG Q H, WANG M, TANG C C, et al. PDR Indoor Positioning Method Based on M2M Encounter Region [J]. *Computer Science*, 2024, 37(9):1578-1585.
- [9] CHAN P Y, CHAO J C, WU R B. A Wi-Fi-Based passive Indoor positioning system via Entropy-Enhanced deployment of Wi-Fi sniffers[J]. *Sensors*, 2023, 23(3):1376.
- [10] LI P H, YANG X, YIN Q, et al. Smartphone-Based Indoor localization with Integrated fingerprint signal [J]. *IEEE Access*, 2020, 8:33178-33187.
- [11] ZHENG C D, LIU Y H. Indoor positioning system based on Wi-Fi fingerprinting and LED optical characteristics[J]. *Automation & Instrumentation*, 2024, 39(5):152-156.
- [12] YANG C Y, ZHAO D Q, JIA X X, et al. An localization method based on BP neural network combining WiFi and geomagnetism [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2023, 32(3):14-18.
- [13] GUAN C H, WANG M L, ZHAO Z H. Indoor positioning method of Wi-Fi/PDR fusion based on Kalman filter[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2023, 46:262-265, 272.
- [14] LI S M, CAI C L, WANG Y N, et al. A fusion method for PDR and magnetic fingerprinting based indoor localization on smartphone [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2018, 31(1):36-42.
- [15] AI Q, YANG J J, JIANG W, et al. Improved indoor localization method based on fusion of PDR and RSSI[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2023, 42(12):75-78, 82.



MAO Dongfang, born in 1981, Ph.D candidate, senior engineer. His main research interest is indoor positioning.