

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210142

基于图像匹配与 WiFi 信号匹配的室内 PDR 定位方法

刘水清^{1,2}

(1. 华中科技大学 武汉 430074; 2. 大众报业集团信息技术部 济南 250002)

摘要: 由于智能手机中存在丰富的传感器,可对周围环境进行感知并进而估计位置。本文提出一种融合室内定位方法,融合的信息包含图像信息、WiFi 信号指纹信息以及惯性数据观测信息。通过实测实验结果表明,本文提出的方法相比于惯性定位、WiFi 定位、图像匹配定位三种单一的定位方法,定位精度分别提高了 48%、24% 和 4%。相比于经典 WiFi 和图像融合方法,平均定位时间下降了 92%。相比于经典融合方法,定位的精度提高了 0.7 m,并且平均定位时间下降了 87%。

关键词: 室内定位;融合定位;WiFi 信号指纹;图像处理;惯性定位

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.51040

PDR indoor positioning method based on image matching and WiFi fingerprinting

Liu Shuiqing^{1,2}

(1. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

2. Shandong Dazhong News Group, Jinan 250002, China)

Abstract: Smart phone based indoor positioning has great potential usage in LbS (Location based Service) applications, due to the abundant sensors embedded in smart phones. This paper proposed a hybrid positioning method, which adopted a particle filter to fuse three types of independent positioning results, including image matching positioning result, WiFi fingerprinting results and PDR positioning results, which achieve continuous and accurate positioning results. According to real scenario experiments, the proposed method has an accuracy improvement of about 48%, 24% and 4% over pure PDR, WiFi fingerprinting and image matching based methods. Compared with classical WiFi and image matching fusion method, our method can provide a decrease of 92% average positioning time. Compared with another classical fusion method, the accuracy has increased by 0.7 m and the positioning time has decreased by 87%.

Keywords: indoor positioning; hybrid positioning; WiFi fingerprinting; image processing; inertial based positioning

0 引言

室内定位服务随着基于位置的服务(location based service, LBS)的逐渐推广,有着越来越大的需求。然而,由于室内环境中往往无法很好接收全球定位系统(global positioning system, GPS)的卫星定位信号,因此需要其他的定位技术,如基于视觉的定位技术^[1-2],基于 WiFi 信号的定位技术^[3-4]等。在实际应用中,由于智能手机中内嵌的传感器越来越丰富,利用智能手机在室内环境中进行定位成为一项主流的室内定位方式,可以结合上述的视觉定位、WiFi 定位等技术获取人员位置。

基于智能手机的室内定位,从定位的原理不同,主要可

以分为 3 种:基于惯性观测量的定位、基于 WiFi 信号指纹的定位、基于视觉的定位。下面分别对三种定位方式进行简单介绍。文献[5-6]中通过惯性观测量进行室内定位,通过手机中的惯性观测数据对人员行走的步长与行走方向进行估计,采用经典的轨迹递推(pedestrian dead reckoning, PDR)算法进行定位,可以得到连续的定位结果。该方法中,由于使用的是惯性数据,定位误差随着时间而积累。文献[7-8]中通过智能手机采集不同路由器的信号强度(received signal strength, RSS)(即信号指纹),与信号指纹数据库中的信号指纹进行匹配,通过经典的 KNN 方法^[9]或神经网络^[10]方法进行位置与信号指纹的对应关系估计。该方法的优点是,不需要额外的定位成本,可利用许多室内

收稿日期:2022-05-28

环境中的已有的大量 WiFi 信号,但是由于信号强度波动较大,定位结果中容易出现异常值。

基于视觉的定位方法中,文献[11]中通过提取待定位图像中的 SURF(speed up robust features)特征与训练集图像中的 SURF 特征点进行匹配,通过匹配的结果获取单应矩阵,从而求得位置。文献[12]中利用 Harris 特征点作为匹配的特征,并且仅仅通过关键帧作为训练图像进行 ZNCC(zero-mean normalized cross correlation)匹配,再通过卡尔曼滤波得到位置估计。基于图像匹配的定位方法中,通过特征点匹配进行位置估计,可能出现误匹配的现象,从而使得定位结果可能出现异常值。上文提到的 3 种定位方式中,每种单一的定位方式都存在较大的缺陷,无法提供稳定并且持续的位置估计,因此单一的定位技术方式在 LBS 场景中的应用十分有限,需要融合多种方式的定位方式。

当前存在的融合定位方式中,通常融合两种及两种以上的定位信息。如文献[13]中融合了 PDR 的信息以及 WiFi 的定位信息,并且通过卡尔曼滤波融合两种观测信息。在该方法中,存在两级的滤波,通过第一级的卡尔曼滤波得到平滑后的 WiFi 信号指纹定位结果,第二级通过粒子滤波融合了 PDR 信息与平滑后的 WiFi 信号指纹定位结果。虽然该方法能够较好融合两类信息,但是由于存在两级不同的滤波,因此该方法的复杂度较高。文献[14]中融合了 WiFi 和图像匹配进行定位,该方法中,建立了信息较多的位置相关的指纹,该指纹向量中包含, WiFi 的信号强度信息,图像中的安全出口标识的四个顶点的坐标,以及图像中的特征点以及描述向量的信息。通过人员行走过程中采集的指纹与指纹库中的指纹进行匹配得到定位结果。该方法中,指纹信息较为丰富,因此定位精度较高,但是获取位置-指纹对应关系数据库的代价较大,需要在室内环境中大量采集相关的数据指纹。文献[15]中同样融合了 WiFi 定位结果与图像匹配定位结果,融合的方式包括串行和并行的定位。串行的融合定位方式中,通过 WiFi 定位的结果缩小图像匹配的范围,再进行图像匹配定位;并行融合定位的方式中,同时进行全局的 WiFi 信号指纹定位和全局的图像匹配定位,若两者相差较大则信 WiFi 的定位结果,反之则将图像匹配的结果作为最终的定位结果。该方法中的数据指纹,同样需要包含图像的特征点和 WiFi 信号强度,在定位前得到该指纹数据库的难度较大。并且该方法的定位结果仅仅是两种定位方式的松耦合,对单一定位方式的精度提高较小。上述的方法中,没有充分融合智能手机中的传感器提供的信息,特别是文献[14]和文献[15]中,没有融合惯性测量数据的信息,因此无法提供无间断的连续定位结果。并且此类方法往往需要大量的图像、并且需要每个 WiFi 信号指纹都存在对应的图像信息,该条件在实际情况中往往难以被满足。

本文提出一种融合室内定位方法,所融合的信息包含图像信息、WiFi 信号指纹信息以及惯性数据观测信息,这

些信息都可以从普通的智能手机中获取。并且在本文提出的方法中,这 3 种信息都能够独立得到定位结果,其中基于惯性观测的 PDR 定位连续性强,但是存在漂移,长时间定位结果不可靠;基于 WiFi 的定位精度不随时间变差,但是连续性较弱,且存在异常值;基于图像匹配的方法精度同样不随时间变化,但是同样存在误匹配导致的定位异常值。将 3 种定位结果通过粒子滤波进行融合,可以得到连续的、精度更高、鲁棒性更强的定位结果。通过实测实验的结果表明,本文提出的方法相比于惯性定位、WiFi 定位、图像匹配定位 3 种单一的定位方法,定位精度分别提高了 48%, 24% 和 4%,充分说明了该方法的有效性。另外,相比于文献[14]中的 WiFi 和图像匹配融合的方法,虽然定位精度存在一定的下降,但是定位连续性提高了,在相同实验场景下,平均定位时间下降了 92%。相比于文献[15]中的 WiFi 和图像融合的方法,定位的精度提高了 0.7 m,平均定位时间下降了 82%。

1 方法步骤

本文的方法的框图如图 1 所示,首先根据 WiFi 信号指纹定位、惯性数据 PDR 定位和图像特征点匹配 3 种独立的方法对人员的位置进行估计;再根据不同来源的位置估计结果通过粒子滤波的方法进行融合,从而得到最终的定位结果。本文方法在整体上,先使 3 种定位方式独立工作,最终在结果层面上进行融合。该方式的优点如下:

1)定位鲁棒性较高,当其中一种或两种定位信息不存在时,仍然能够进行定位;

2)定位精度较高,通过三种独立的观测进行融合定位,能够有效利用互补的定位信息:如利用 WiFi 信息和图像匹配信息补偿 PDR 定位的误差积累,利用 PDR 定位信息提高 WiFi 和图像匹配信息的定位连续性;

3)定位门槛较低,该方法虽然能够融合 3 种观测量,但是不需要 3 种观测量同时存在。在实际的应用中,不需要完整的高维度的信号指纹数据,即不需要在每个 WiFi 信号指纹采样位置获取对应的图像或图像特征信息。

根据图 1,分别对 PDR 定位、WiFi 定位、图像匹配定位和粒子滤波融合方法分别进行论述。

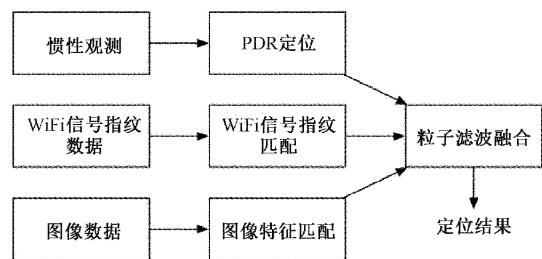


图 1 本文方法整体定位框图

1.1 基于 PDR 的定位

基于 PDR 的定位模型如图 2 所示,通过前一时刻的估

计位置,结合当前的步长与航向的估计,经过计算对新位置进行估计,其本质上为惯性定位方式的一种。下式可表示基于 PDR 的定位过程:

$$x_t = x_{t-1} + L_t \cdot \cos(\theta_{t-1} + \Delta\theta_t) \quad (1)$$

$$y_t = y_{t-1} + L_t \cdot \sin(\theta_{t-1} + \Delta\theta_t) \quad (2)$$

其中,下标 t 表示人员行走步数的标号, x_t 与 y_t 分别表示位置估计的横纵坐标 θ_{t-1} 表示前一步的航向估计, L_t 表示当前步长估计, $\Delta\theta_t$ 表示当前航向变化估计。由于 PDR 定位通过轨迹递推,前面位置的估计误差能够影响后续的位置估计,因此 PDR 定位中存在随时间积累的误差。PDR 定位中,首先根据加速度的模值通过尖峰检测得到步数的划分:

$$a_{abs} = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (3)$$

其中, a_x 、 a_y 和 a_z 分别表示测量得到的三轴的加速度数据。再根据文献[17]中的方法,按照先验的模型对步长进行估计:

$$L_t = K \sqrt{a_{vmin} - a_{vmax}} \quad (4)$$

其中, a_{vmin} 和 a_{vmax} 表示在上一步与当前步的时间内,加速度在垂直方向上投影的最小和最大值,参数 K 表示先验的模型参数。在航向的估计中,采用文献[17]中的方法,结合磁力计读数和电子陀螺仪的读数对航向进行更新。该方法在文献[17]中已有详细论述,此处不再赘述。

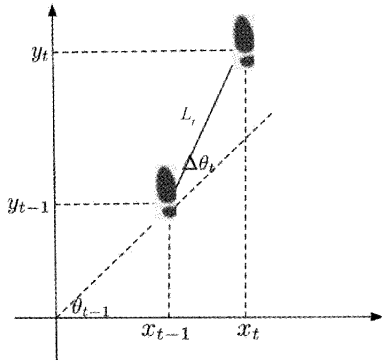


图 2 惯性 PDR 定位模型

1.2 基于 WiFi 信号指纹的定位

在基于 WiFi 信号指纹的定位中,由于不同位置能够采集来自不同路由器的信号强度,因此原始 WiFi 信号强度指纹的维度不同,需要进行预处理。本文中,首先将不同的维度的信号指纹矢量进行维度的统一,若存在维度缺失,则将缺失的维度补入默认的噪声功率。为了削弱信号强度在测量过程中较大波动的影响,在采集信号强度时,对信号强度在时间维度上进行均值滤波。通过上述的预处理步骤后,将下式作为信号指纹距离的度量 d_{rss} :

$$d_{rss} = - \sum_i \log \max(g(rss_i, rss_j), \epsilon) \quad (5)$$

该度量为对数高斯度量,其中 rss_i 和 rss_j 分别表示两个不同的信号强度指纹向量, l 表示统一维度后的信号强度指纹的维度,参数 ϵ 表示一个较小的值,使得 \log 函数内

的输入存在一个下界,而函数 $g(rss_i, rss_j)$ 表示 rss_i 和 rss_j 的高斯距离,展开后可以写成:

$$g(rss_i, rss_j) = 1 / \sqrt{2\pi\sigma^2} \exp(-(rss_i - rss_j)^2 / 2\sigma^2) \quad (6)$$

参数 σ^2 表示高斯距离的内部参数,在 WiFi 定位的应用中,该参数一般取 5。

定义信号空间的度量后,根据加权 k 近邻 (weighted k nearest neighbors, WkNN) 算法得到 WiFi 位置估计:

$$pos_{wifi} = \sum_{k=1}^K \frac{1}{d_{rss,k}} \frac{1}{F} pos_k \quad (7)$$

其中, pos_{wifi} 表示估计得到的位置, K 表示设置的近邻数目, pos_k 表示对应的信号指纹的位置, $d_{rss,k}$ 表示根据对数高斯距离的定义求得的信号空间的距离, F 为权值归一化参数,可以表示为:

$$F = \sum_{k=1}^K \frac{1}{d_{rss,k}} \quad (8)$$

1.3 基于图像匹配的定位

在图像匹配定位方法中,为了减少计算量,加快定位速度,本文避免了复杂的大量特征点提取,匹配以及根据多特征点匹配的结果进行的位姿优化的运算。在本文中,直接选取预处理后的图像的中心点作为特征点,跳过了特征点的提取。再分别计算 SURF 描述符和 ORB (oriented fast and rotated brief) 描述符。

其中 SURF 描述符的计算在文献[16]中存在详细的论述,这里不再赘述。本文中 SURF 描述符可以表示为 64 维的矢量,通过如下的欧式距离作为 SURF 描述符之间度量定义:

$$d_{SURF} = \sqrt{\sum_{k=1}^M (S_A^k - S_B^k)^2} \quad (9)$$

其中, S_A^k 和 S_B^k 分别表示两个 64 维的 SURF 描述符,下标 k 表示维度的标号, d_{SURF} 表示定义的 SURF 描述符度量。

ORB 描述符为 BRIEF 算子,首先生成图像块的 τ 测试二进制位:

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y) \\ 0, & p(y) \geq p(x) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $p(x)$ 和 $p(y)$ 为区域内任意点对 (坐标为 x 和 y) 的灰度值, BRIEF 算子可以表示为:

$$f = \sum_{k=1}^M 2^{k-1} \tau(p; x, y) \quad (11)$$

其中, M 表示图像内随机点对的个数,本文中取 256。生成描述符后,根据汉明距离定义描述符之间的度量:

$$d_{BRIEF} = \sum_{k=1}^M XOR(O_A^k, O_B^k) \quad (12)$$

其中, O_A^k 和 O_B^k 分别表示两个不同的描述符向量, M 表示随机点对的个数,本文中为 256。

本文所述的图像匹配流程如图 3 所示。直接利用图像

的中心点作为特征点,在避免复杂特征提取计算的同时,也降低了特征的丰富性。因此为了削弱误匹配带来的较大误差,本文设置满足 SURF 和 ORB 描述符同时最小,并且其度量分别小于不同的门限时,才认定图像匹配成功,直接将训练图像库中对应的图像位置作为估计的定位结果。

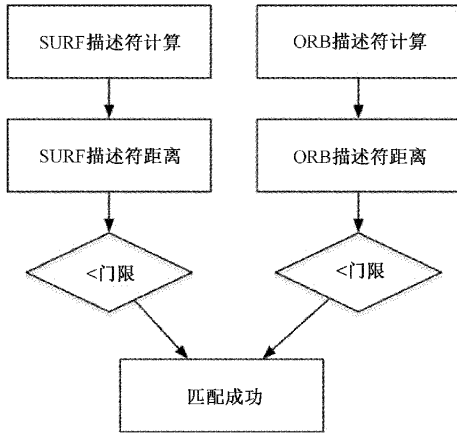


图 3 基于图像匹配的定位流程

1.4 基于粒子滤波的定位信息融合

粒子滤波中将系统状态实例化和离散化为粒子,可以进行非线性和非高斯的滤波。本文的应用中,人员轨迹高度非线性化,并且 3 种不同的定位结果误差为非高斯噪声,因此适合粒子滤波融合 3 种不同的定位结果。粒子滤波中,每个粒子表示人员的可能位置,粒子的权值表示人员真实位置在该处的可能性。在本文中,由于 PDR 观测的信息较为连续,因此将 PDR 的观测作为位置的状态传播,并将 Wifi 和图像的定位结果作为额外的观测,用于对状态进行纠正。

本文的应用中,粒子滤波定位信息融合主要分为 3 个步骤:

1) 基于 PDR 信息的状态时间更新。其更新过程中,由于惯性观测量在每一步中存在步长和航向估计,因此时间更新较为连续,其过程如下:

$$\theta_t^i = \theta_{t-1}^i + \Delta\theta_t + \theta_{noise}^i \quad (13)$$

$$L_t^i = L_{t-1}^i + L_{noise}^i \quad (14)$$

$$x_t^i = x_{t-1}^i + L_t^i \cdot \cos(\theta_t^i) \quad (15)$$

$$y_t^i = y_{t-1}^i + L_t^i \cdot \sin(\theta_t^i) \quad (16)$$

其中,上标 i 表示粒子数的序号,下标 t 表示步长更新的时间, θ_t^i 表示航向粒子, L_t^i 表示步长, L_{noise}^i 和 θ_{noise}^i 分别表示人为引入的步长和航向估计的噪声粒子,其它符号表示与状态更新中的推导相同。在应用中,通过如下的高斯分布随机采样得到噪声粒子:

$$\theta_{noise}^i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\theta^2) \quad (17)$$

$$L_{noise}^i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_L^2) \quad (18)$$

其中, $\mathcal{N}(\cdot)$ 表示高斯分布,高斯分布的均值为 0, σ_L^2 和 σ_θ^2 分别表示步长和航向噪声粒子的方差。在本文中,选择

普通的高斯分布仅仅是为了在状态更新的过程中引入人为的随机性,这种随机性可以在后续的其他定位结果中进行逐渐的消除,并且达到所有观测融合的目的。

2) 基于 WiFi 定位结果和图像定位结果的权值更新。该步骤中,通过权值更新的方式,融合 WiFi 信号和图像匹配的定位结果,使得最终的定位结果更加准确。按照下面的公式对权值进行更新:

$$w_t^i = w_{t-1}^i \cdot \exp\left(-\frac{d_{wifi}^i}{2\pi\sigma_{wifi}^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{d_{image}^i}{2\pi\sigma_{image}^2}\right) \quad (19)$$

本文 3 种定位方法的特点是 PDR 定位方法存在积累误差,但是在短时内其精度较高,而 Wifi 定位方式和基于图像的定位方式是不存在积累误差,但是可能单词定位存在较大的误差。本文的定位方式中,直接通过融合不同观测对粒子滤波进行加权,其本身存在一定的稳健性。更新的原则是,当某个粒子的位置越靠近 WiFi 或图像的估计位置时,说明 PDR 的定位结果与 WiFi 或图像匹配的定位结果越相符,因此应当赋予更大的权值。当一种或两种定位方式的误差较大时,仅仅一次加权对定位结果影响有限,只有在长期定位过程中与各定位结果一致性最强的粒子才能存活。因此采用粒子滤波的方式进行融合,本身存在一定的稳健性,可以应对一种或两种结果误差较大的情况。

满足距离越近,权值越大的函数有很多,本文中 with 文献[6]类似,选择高斯函数作为权值更新函数。式(19)中, d_{wifi}^i 和 d_{image}^i 分别表示对应的 WiFi 或图像匹配定位结果与对应粒子的距离:

$$d_{wifi}^i = \sqrt{(x_t^i - x_{t,wifi})^2 + (y_t^i - y_{t,wifi})^2} \quad (20)$$

$$d_{image}^i = \sqrt{(x_t^i - x_{t,image})^2 + (y_t^i - y_{t,image})^2} \quad (21)$$

权值更新后,还需要对权值进行归一化:

$$\hat{w}_t^i = \frac{w_t^i}{\sum_i w_t^i} \quad (22)$$

3) 粒子重采样。重采样的目的是避免在滤波过程中权值集中于较少的几个粒子上,从而使得粒子缺乏多样性,本文的重采样方法为剩余重采样,在文献[18]中存在详细论述,此处不再赘述。本文中采用当前所有粒子的加权平均作为当前时刻的位置估计。当权值进行归一化后并且进行重采样后,加权平均等价于如下的普通平均。其中函数 $mean(\cdot)$ 表示求取均值。

$$x_t^{est} = mean(x_t^i) \quad (23)$$

$$y_t^{est} = mean(y_t^i) \quad (24)$$

利用粒子滤波的方法,可以充分融合 3 种不同的信息。并且,该方法稳健性强,当 WiFi 或图像匹配定位的结果中因为错误匹配存在异常值时,由于权值更新是逐步推进的,因此对最终的融合定位结果影响较小。

2 实 验

2.1 实验场景

为了验证本文提出方法的有效性,本文设计并进行了

实测数据的实验。定位场景在办公室区域,其平面结构如图 4 所示。为了方法建立定位所需的数据库,包含图像特征数据库和 WiFi 信号指纹数据库,根据需要开发了对应的安卓手机 APP。根据该 APP,可以根据如下的方式建立所需要的图像数据库,该数据库中的图像包含原始的图像和图像拍摄的位置。在拍摄对应的办公室区域内的门牌号后(如图 5 所示),在手机屏幕上点按(屏幕显示对应的室内办公区域平面图),该 APP 可以记录当前拍摄门牌号的位置。打上位置标签后,再离线进行处理的到图像特征数据库用于后续的匹配定位。利用类似的方式对 WiFi 信号指纹数据库进行采集,人员在室内环境中行走,并且采集 WiFi 信号指纹。通过在地图上点按,记录人员行走的起始点和结束点,再根据点按的时间和 WiFi 信号指纹的采集时间,对位置进行插值,从而得到带位置标签的 WiFi 信号指纹,可用于后续的 WiFi 信号指纹定位。利用上述方法进行数据库的建立存在如下优点:1)设备简单,仅仅需要一部智能手机进行数据的采集(本文中,利用华为 Mate 30 进行采集);2)使用灵活,数据的采集可以分段进行,可以将新采集的数据加入已有的数据库中。

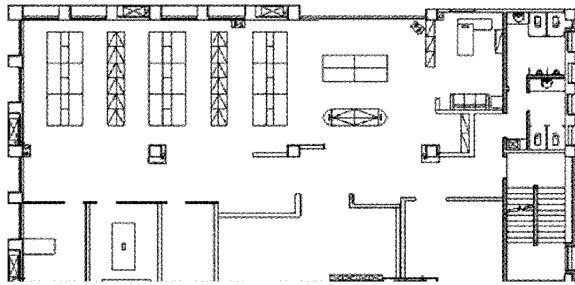


图 4 办公室定位场景

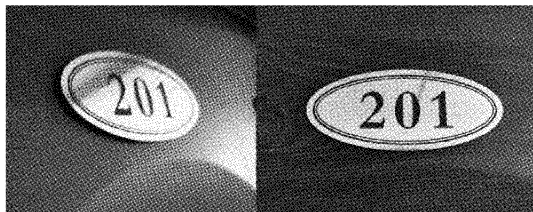


图 5 不同角度门牌号示例

采集数据库后,在定位阶段,同样利用该 APP 采集测试数据。在 APP 中加入了惯性观测量的采集(包含三轴加速度、三轴角速度、三轴磁场强度),从而可以离线处理的到 PDR 定位结果。由于定位测试数据也可以得到位置标签,因此实验中可以获得量化的定位误差。实验中,采集数据后,定位结果通过离线数据处理得到。

2.2 方法比较

本文首先将融合的方法与三种单一的定位的方法对比。表 1 为 4 种方法的对比结果,可以看出,在定位精度上,本文方法平均定位精度相比于单一的 PDR 定位、图像匹配定位和 WiFi 信号指纹定位的精度分别提高了 3.0 m、

0.3 m 和 1.0 m,百分比为 48%、4%和 24%。平均精度的对比,充分说明了本文提出方法能够充分融合 3 种不同的定位结果,其融合有效性的到了充分验证。注意在图像匹配的定位中,平均精度的计算中,剔除了由于匹配失败造成的无法定位的情况。基于图像匹配的定位中,虽然可以增加图像数据库中相同门牌号的不同角度图像,但是匹配失败的情况仍然较多,达到了约 23%。从该角度说,本文的方法不仅提高了定位的精度,同时也提高了定位的鲁棒性。表 1 中,本文融合方法和单一 PDR 方法的平均定位时间相同,均为人员行走两步之间的平均间隔时间。单一 WiFi 方法平均两次定位时间为 3.2 s,该时间间隔由获取 WiFi 信号管测量的时间间隔决定。单一图像融合方法中,平均定位时间为 13.4 s,该时间间隔由获取定位的图像间隔决定,本文中为获取门牌号图像的时间间隔决定。

表 1 本文的融合方法与三种单一定位方法的精度对比

方法	平均精度	提高百分比	平均定位时间
本文融合方法	3.2 m	—	0.6 s
单一 PDR 方法	6.2 m	48%	0.6 s
单一 WiFi 方法	4.2 m	24%	3.2 s
单一图像融合方法	3.5 m	4%	13.4 s

本文方法与文献[14]中的 WiFi 图像融合定位方法定位精度直方图如图 6 所示。可以看出,本文的定位精度略低于文献[14]方法。其原因是,文献[14]的方法中的图像数据库图像的粒度较大,每个 WiFi 信号指纹处都存在相应的图像,并且其通过单应矩阵的解算进行位置估计,计算复杂度更高。本文方法与文献[15]中的 WiFi 图像融合方法精度如图 6 所示,可以看出本文的方法定位平均精度相比于文献[15]的方法高 0.7 m。其原因是本文方法中融合了 PDR 定位结果,充分利用了传感器器信息,而文献[15]的方法中仅仅融合了 WiFi 信息和图像匹配信息。表 2 给出了本文方法与文献[14]和文献[15]中的方法两次定位结果

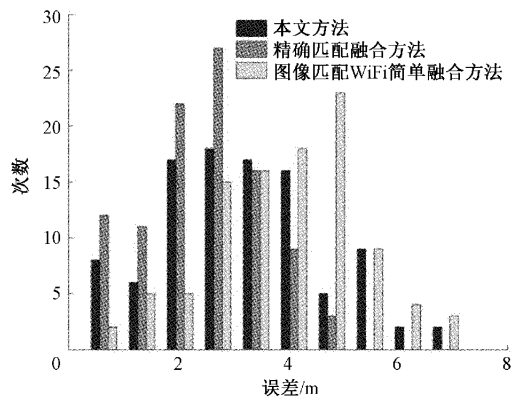


图 6 本文方法与文献[14]中的精确匹配融合方法和文献[15]中的简单融合方法精度对比

表 2 本文的融合方法与文献[14]和文献[15]中
两次定位平均间隔时间对比

方法	平均时间	增加百分比	平均精度
本文融合方法	0.6 s	—	3.2 m
文献[14]方法	7.3 s	92%	3.1 m
文献[15]方法	4.5 s	87%	3.9 m

之间的平均时间,可以看出本文方法连续两次定位时间相比于文献[14]的方法和文献[15]的方法分别下降了 92% 和 87%,充分证明了本文方法更好的定位连续性。

3 结 论

本文提出一种基于智能手机的融合室内定位方法,可以融合图像信息、WiFi 信号指纹信息以及惯性数据观测信息。该方法中,上述 3 种信息都能够独立得到定位结果,其中基于惯性观测的 PDR 定位连续性强,但是存在漂移,长时间定位结果不可靠;基于 WiFi 的定位精度不随时间变差,但是连续性较弱,且存在异常值;基于图像匹配的方法精度同样不随时间变化,但是同样存在误匹配导致的定位异常值。将三种定位结果通过粒子滤波进行融合,可以得到连续的、精度更高、鲁棒性更强的定位结果。通过实测实验结果表明,本文提出的方法相比于惯性定位、WiFi 定位、图像匹配定位 3 种单一的定位方法,定位精度分别提高了百分比为 48%、24% 和 4%。另外,相比于经典融合方法^[14],定位连续性提高了,平均定位时间下降了 92%。相比于经典融合方法^[15],定位的精度提高了 0.7 m,并且平均定位时间下降了 87%。

参考文献

- [1] MA L, JIANG H, QIN D, et al. Vision-based indoor positioning method by joint using 2D images and 3D point cloud map [C]. 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), 2021, 1(1): 1679-1684.
- [2] RUOTSALAINEN L, KIRKKO J M, RANTANEN J, et al. Error modelling for multi-sensor measurements in infrastructure-free indoor navigation [J]. Sensors, 2018, 18(2): 590-606.
- [3] YANG X U, JIAN Z S, LEI H, et al. Trajectory model of area crowd based on WiFi positioning [J]. Journal of Shandong University, 2019, 4(2): 34-53.
- [4] 杨敏,刘思怡.一种基于先验信息的 WiFi 室内定位方法[J].电子测量与仪器学报,2020, 234(6): 163-168.
- [5] SECO F, ANTONIO R J. Smartphone-based cooperative indoor localization with RFID technology [J]. Sensors, 2018, 18(1): 266-269.
- [6] 金彦亮,张晓帅,齐崎,等.基于 WiFi 辅助的自适应步

长的室内定位算法[J].电子测量技术,2017,40(12): 165-170.

- [7] 陈禹,渠吉庆,唐文静,等.基于 LSTM 的室内定位系统设计与实现[J].电子测量技术,2021, 375(19): 161-166.
- [8] LIU H H, LIU C. Implementation of Wi-Fi signal sampling on an android smartphone for indoor positioning systems[J]. Sensors, 2018, 18(1): 3-23.
- [9] 乐燕芬,许远航,施伟斌.基于 DPC 指纹子空间匹配的室内 WiFi 定位方法[J].仪器仪表学报,2021,42(11): 106-114.
- [10] JIAO J C. A smartphone camera-based indoor positioning algorithm of crowded scenarios with the assistance of deep CNN [J]. Sensors, 2017, 17(4): 704-723.
- [11] 孙东辉,鞠秀亮,冯登超,等.基于 FAST 检测器和 SURF 描述子的聚合图像人脸识别[J].国外电子测量技术,2016,254(1): 94-98.
- [12] ELLOUMI W, LATOUI A, RAPHAËL C, et al. Indoor pedestrian localization with a smartphone: A comparison of inertial and vision-based methods [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(13): 5376-5388.
- [13] NARAYAN N, SANKARAN N, ARPIT D, et al. Person re-identification for improved multi-person multi-camera tracking by continuous entity association [C]. Computer Vision & Pattern Recognition Workshops, IEEE, 2017, 23(2): 45-65.
- [14] 黄刚,胡钊政,蔡浩,等.基于 Wi-Vi 指纹的智能手机室内定位方法[J].自动化学报,2020, 46(2): 23-29.
- [15] 谢静茹.基于 WiFi 指纹与视觉融合的高精度室内定位[D].河北:河北工业大学,2018.
- [16] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. SURF: Speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [17] MA M, SONG Q, LI Y, et al. A heading error estimation approach based on improved quasi-static magnetic field detection [C]. International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2016, 23(4): 1-8.
- [18] ZHANG H, QIN S, MA J, et al. Using residual resampling and sensitivity analysis to improve particle filter data assimilation accuracy [J]. IEEE Geoenvironmental & Remote Sensing Letters, 2013, 10(6): 1404-1408.

作者简介

刘水清,硕士,高级工程师,主要研究方向为计算机网络及网络安全、通信技术、大数据、媒体融合。
E-mail: liushuiqing_work@sina.com