

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902012

基于空间位置约束的稀疏指纹室内定位方法*

唐恒亮 米源 刘涛 薛菲 杨玺

(北京物资学院信息学院 北京 101149)

摘要:针对基于位置服务的实际应用需求,分析了现有室内定位技术的局限性,提出一种基于空间位置约束的稀疏指纹定位方法,在数据层有效融合惯导和无线局域网(WLAN)定位信息,充分发挥二者优势协同完成定位任务。首先利用WLAN提供的接收信号强度(RSS)信息构建空间位置指纹数据库,并基于RSS构建稀疏指纹表征与定位模型;鉴于RSS数据易受环境干扰呈现多变性,利用惯导技术对位移状态进行初步估计,并以此作为约束条件构建基于空间位置约束的稀疏指纹定位模型。仿真实验结果表明,所提方法较惯导和稀疏指纹方法在定位精度方面分别提升58%和33%。

关键词:室内定位;接收信号强度;稀疏指纹;空间位置约束

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Sparse fingerprint indoor localization based on spatial position constraint

Tang Hengliang Mi Yuan Liu Tao Xue Fei Yang Xi

(School of Information, Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China)

Abstract: For the practical application requirements of location-based services, a sparse fingerprint localization method based on spatial position constraint is proposed, after fully analyzing the limitations of the existing indoor location technologies. The positioning information from inertial navigation system (INS) and wireless local area network (WLAN) are deeply integrated on the data level, to coordinate the positioning task. Based on the received signal strength (RSS) data provided by WLAN, the spatial-location-fingerprint database is constructed, together with the sparse fingerprint representation and location model. In view of the RSS variability due to environmental interferences, the displacement state can be preliminarily estimated by INS, which will be as a constraint condition to construct the sparse fingerprint location model based on spatial position constraint. The simulation experimental results show that the positioning accuracy of this method is improved by 58% and 33% respectively, compared with the INS and sparse fingerprint methods. It is demonstrated that the proposed model can appropriately compensate the accumulative error of INS, and the motion prediction by INS also can restrict the jumping and distortion effects of RSS signals to a certain extent.

Keywords: indoor localization; received signal strength; sparse fingerprint; spatial position constraint

0 引言

随着无线网络的快速普及和智能终端的广泛应用,基于位置服务的应用需求日趋强烈,并被逐渐应用到各个领域,且呈现良好的发展态势,而可靠、高效的定位技术是实现基于位置服务的前提和关键^[1-2]。

在室外环境,定位导航服务主要利用全球卫星导航系统,如美国GPS、俄罗斯GLONASS、欧洲Galileo、中国北斗等。在室内环境中,由于受到建筑遮挡、复杂环境、非视距传播等因素影响,室外定位方法受到极大制约,难以实现复杂室内环境的高精度定位。因此,针对室内应用需求必须研究专门的方法,开发经济成本低、定位精度高、实时性好的室内定位方法已成为当前的研究热点之

收稿日期: 2019-02-19 Received Date: 2019-02-19

* 基金项目: 国家自然科学基金(61803035)、北京市“高创计划”青年拔尖个人(2017000026833ZK25)、北京市通州区运河计划领军人才(YHLB2017038)、北京物资学院基层学术团队建设“北京市智能物流系统协同创新中心”(2019XJJCTD04)资助项目

一,并涌现出大量研究成果^[3-4]。

1) 基于惯导技术的方法^[5-6],惯导是借助安装在载体上的惯性测量元件输出的线性加速度和旋转角速率推算航位姿态、坐标及速度等信息的方法。惯导系统不依赖外部信息也不向外部辐射能量,属无源自主式导航系统。该方法隐蔽性好,抗干扰性强,输出频率高,短期精度高,但累积误差对定位精度影响较大。

2) 基于超声波技术的方法^[7-8],超声波定位系统由应答器和主测距器组成,在微机指令的作用下,向位置固定的应答器发射无线电信号,应答器在收到无线电信号后向主测距器发射超声波信号,从而计算主测距器与各应答器之间的距离。超声波测距是一种反射式测距方法,根据回波与发射波的时间差计算待测距离。该方法定位精度较高,结构相对简单,但极易受到温度变化影响,作用范围比较有限,且需要大量底层硬件基础,开发成本较高。

3) 基于光技术的方法^[9-10],可见光通信是一种新兴无线通信方式。基于可见光通信的定位技术需将要传输的信息编译成调制信号,并用脉宽调制方法附加到 LED 灯具的驱动电流上;利用光源作为发射载体,光电探测器接收并识别光信号,利用识别信息在数据库中匹配其位置信息。该方法定位精度高、架构简单、绿色环保,且不受电磁干扰影响,但仅适用于视距传播,且易受荧光、日光等干扰,对应用环境要求较高。

4) 基于射频识别技术的方法^[11-12],射频识别技术是一种非接触式的自动识别技术。基于信号强度分析方法,采用聚合算法对三维空间进行定位,通过标识检测到的信号强弱计算标识之间的距离。射频识别定位系统是室内环境广泛应用的一种定位技术,通常由阅读器和标签两部分组成。该方法接收信号的标签体积较小、成本较低、方便携带,但需在覆盖区域内安装阅读器等基础设备。

5) 基于超宽带技术的方法^[13-14],超宽带技术是一种新型无线通信技术,它将具有较陡上升和下降的时间冲激脉冲信号调制为具有 GHz 量级的带宽信号,并充分利用超宽带进行定位。该技术具有对信道衰落不敏感、定位精度高、非视距传播、抗干扰能力强、穿透能力强等优点,但系统造价昂贵,不易推广应用。

6) 基于蓝牙技术的方法^[15-17],蓝牙是一种短距离低功耗的无线数据交换技术,可实现不同设备间的短距离无线互联。多个蓝牙设备可通过 MAC 协议把网络配置成基于多用户的基础网络连接模式,在该网络中某个移动设备的位置可由其他蓝牙终端设备所确定,进而实现小范围定位。鉴于蓝牙模块已被广泛嵌入各类终端设备中,故其硬件部署成本较低,极易发现网内其他蓝牙设备,且信号传输不受视距影响,但定位精度不高,定位延

时较大,且传输范围有限。

7) 基于无线局域网(WLAN)技术的方法^[18-20],无线局域网是一种全新的信息获取与数据传输系统,利用电磁波取代旧式双绞铜线构成局域网络,在空中进行通信连接,广泛应用于大范围定位、监测和追踪。网络节点自身定位是大多数应用的基础和前提,当前比较流行的 WiFi 定位是无线局域网络系列标准 IEEE802.11b 的一种定位解决方案。该方法利用接收信号强度(RSS)信息实现定位,无需增加额外设备,部署成本低,但信号强度的位置辨识力有限,同频、临频干扰大。

鉴于现有技术局限性和室内环境不确定性等因素,实时、高精度的室内定位仍面临一些挑战,需进一步深入研究。本文从位置服务的实际应用需求出发,在分析调研现有技术适用性基础上,兼顾应用成本和定位精度,提出一种基于空间位置约束的稀疏指纹定位方法(总体框架如图 1 所示)。首先,探讨了基于稀疏信号表示的位置指纹定位模型,讨论了位置指纹库的构建、稀疏表示模型的适用性和基于稀疏信号表示的位置指纹匹配算法;然后,研究了基于空间位置约束的稀疏指纹定位方法,重点阐述了空间位置约束模型的构建和求解方法;最后,通过仿真实验验证了所提方法的可行性和有效性,并对结果进行了深入剖析。

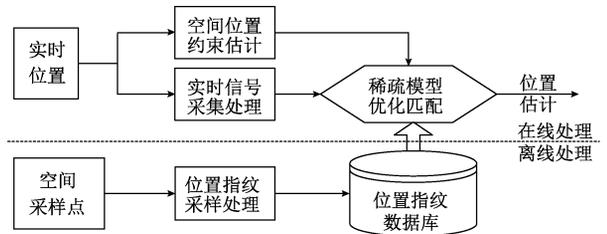


图 1 总体框架图

Fig. 1 The framework diagram

1 基于稀疏信号表示的位置指纹定位模型

1.1 位置指纹库构建

鉴于距离不同,在不同位置接收到的无线信号强度具有差异性,故可提取特定位置的信号强度信息,并利用无线信号与该位置的相关性,建立一个独特的位置指纹数据库,从而可利用该位置指纹数据库的参考数据进行定位。在实际应用环境中,可充分利用安装了无线信号接收软件的移动终端,搜集各个采样点处的 WiFi 信号强度,并以此作为位置指纹构建数据库。

在 t 时刻,第 i 采样点位置 (x_i, y_i) 处搜集到的来自各个访问接入点(AP)的信号强度信息 S_i^t 可表示为:

$$S_i^t = [S_{AP_1,t}^i, S_{AP_2,t}^i, \dots, S_{AP_n,t}^i]^T \quad (1)$$

其中, $s_{AP_i,t}^i$ 为 t 时刻在第 i 个采样点位置搜集到的来

自第 j 个 AP 的信号强度信息。为削弱 WiFi 信号不稳定及室内噪声、多径效应等外界干扰的影响,可采用多次采样取均值的方法,一定程度上抵消外界干扰,即在采样点 i 处采样 k 次,并将 k 次采样均值作为该采样点的位置指纹 S^i ,即:

$$S^i = [S_{AP_1}^i, S_{AP_2}^i, \dots, S_{AP_n}^i]^T \quad (2)$$

$$S_{AP_j}^i = \frac{1}{k} (S_{AP_j, t_1}^i + S_{AP_j, t_2}^i + \dots + S_{AP_j, t_k}^i) \quad (3)$$

根据上述多次采样策略,可搜集到每个采样点的位置指纹,将其按一定规则存储即可构建位置指纹数据库。假设测试场地布置了 n 个 AP、 m 个采样点(位置指纹点),则构建的位置指纹数据库 Ψ 可表示为:

$$\Psi = [S^1 S^2 \dots S^m] \begin{pmatrix} S_{AP_1}^1 & S_{AP_1}^2 & \dots & S_{AP_1}^m \\ S_{AP_2}^1 & S_{AP_2}^2 & \dots & S_{AP_2}^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{AP_n}^1 & S_{AP_n}^2 & \dots & S_{AP_n}^m \end{pmatrix}_{n \times m} \quad (4)$$

1.2 稀疏表示模型适用性分析

稀疏信号表示是一种高效的高维信号获取、表示与压缩方法,该理论对传统信号处理及其应用具有极大的推动作。如果高维信号本质上存在一种自然稀疏基底的表示形式,则可利用凸优化或贪心等算法精准计算出该高维信号的稀疏表示形式。根据稀疏基底的组织形式,稀疏表示模型可分为正交基稀疏表示和冗余字典稀疏表示两大。正交基稀疏表示方法充分利用了时域内非稀疏自然信号可通过某种域变换算法转化为稀疏信号的特性,将自然信号映射到正交变换基函数上,进而获得稀疏或近似稀疏的投影变换模。当正交基函数不能对原始信号进行高效的稀疏表示时,则可选取适当的冗余函数替代上述正交基函数。超完备的冗余函数通常被称为冗余字典(其元素通常被称为字典原子),冗余字典必须符合被重构信号的特性和结构。原始信号在冗余字典上的稀疏表示过程,即是从冗余字典中搜索与原始信号具有最佳匹配的原子项。

本文构建的位置指纹数据库,其指纹点数量通常远远大于 AP 的数量,故指纹矩阵在列向量上具有一定的冗余性;指纹点数量通常也远远大于测试点数量,故位置指纹数据库对于测试点也是冗余的;而且,位置指纹数据库中的原子信号与测试信号均来源于相同设备,故二者具有相同的特性和结构。因此,上述位置指纹数据库可作为稀疏信号表示模型的冗余字典,对测试信号进行稀疏表示。

1.3 基于稀疏信号表示的位置指纹匹配算法

在测试阶段,假设移动终端在 t 时刻监测到的观测信号为 S_t ,即:

$$S_t = [S_{AP_1, t}, S_{AP_2, t}, \dots, S_{AP_n, t}]^T \quad (5)$$

其中, $S_{AP_i, t}$ 表示在 t 时刻接收到的来自第 i 个 AP 发来的信号强度信息。在稀疏表示模型框架下,对于观测信号 S_t 的位置估计任务可转化为求解下述优化问题。

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmin} \|\theta\|_0, \text{ s. t. } \Psi\theta = S_t \quad (6)$$

式中: $\hat{\theta}$ 为 θ 的最优估计; Ψ 为训练矩阵(即 1.1 节所构建的位置指纹数据库); θ 是一个 m 维的观测信号 S_t 的稀疏系数列向量, m 表示位置指纹点数量。根据稀疏表示理论,假设观测信号 S_t 相对于训练矩阵 Ψ 是稀疏的,则可用较少的非 0 系数表示 S_t (即 θ 中仅有少量非零元素,其他元素均为零);而且, θ 中的非零元素越少, S_t 相对于 Ψ 的稀疏程度就越高(即 Ψ 对 S_t 的稀疏表示能力就越强)。

鉴于式(6)所述 l_0 范数难于直接求解,根据稀疏表示理论相关研究成果,如式(6)最优解充分稀疏,则所述 l_0 范数优化问题可近似等价于 l_1 范数优化问题。

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmin} \|\theta\|_1, \text{ s. t. } \Psi\theta = S_t \quad (7)$$

通过求解式(7),可获得观测信号 S_t 在指纹冗余字典 Ψ 上的稀疏表示系数最优估计 $\hat{\theta}$ 。在此基础上,可充分利用冗余字典中指纹信号对应的位置信息估计观测信号 S_t 的位置 (\hat{x}, \hat{y}) ,即:

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \sum_{\substack{i=1 \\ \hat{\theta}_i \geq \tau}}^m \left(\hat{\theta}_i \cdot \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} \right) \quad (8)$$

其中, (x_i, y_i) 为冗余字典中指纹点 i 的空间位置; τ 为稀疏向量分量阈值,当前观测信号仅与大于 τ 的稀疏表示系数对应的指纹信号相关。通过计算上式可估计观测信号的位置,进而实现位置定位。

2 基于空间位置约束的稀疏指纹定位模型

2.1 空间位置约束模型

基于无线信号的定位方法性能较好、成本较低,但随无线接入点和接入设备增多,无线传输环境变得愈加复杂。无线电波间势必产生相互干扰,使得动态环境的可靠性变差,导致无线信号因瞬间跳跃、畸变等因素表现出高度多变性和复杂性,进而影响定位精度。针对无线信号易受干扰而产生突变的问题,如能在局部空间位置对观测信号加以约束,则可一定程度上制约或抵消外界动态环境对无线信号的干扰。

空间位置约束主要制约式(7)所述稀疏模型中,稀疏向量 θ 的分布状态。基于信号相似性原理,实际观测信号亦可由其邻域内信号线性表出,故在稀疏信号表示框架下,也可认为观测信号仅与其相邻的指纹信号相关,而与其非相邻的信号无关。因此,可以此约束式(7)所

述模型中观测信号稀疏系数的空间连续性,即非零稀疏系数对应的指纹信号应在观测信号位置邻域范围内。因此,可定义反映上述空间连续性的空间约束向量 \mathbf{v} ,即:

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} v_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & v_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & v_m \end{bmatrix}_{m \times m}$$

$$v_i = \begin{cases} 0, (x_i, y_i) \notin O_{(x', y')} \\ 1, (x_i, y_i) \in O_{(x', y')} \end{cases} \quad (9)$$

式中: (x_i, y_i) 为第 i 个指纹点位置; $O_{(x', y')}$ 为待估计位置 (x', y') 的邻域,待估计位置可由惯性传感器监测并初步估计得出。增加空间位置约束条件后,式(7)所述的稀疏表示模型可修正为:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \operatorname{argmin} \|\boldsymbol{\theta}\|_1 + \lambda_1 \|\mathbf{v}\boldsymbol{\theta}\|_F^2, \text{ s. t. } \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{S}_i \quad (10)$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数; λ_1 是平衡稀疏项 $\|\boldsymbol{\theta}\|_1$ 和空间位置约束项 $\|\mathbf{v}\boldsymbol{\theta}\|_F^2$ 的参数。通过求解上述空间位置约束稀疏模型,可得出稀疏系数的最优估计 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$,进而参照式(8)可计算得出当前的观测位置,具体流程如算法 1 所示。

算法 1: 基于空间位置约束的稀疏指纹定位算法

- 步骤 1) 离线构建位置指纹数据库, $\boldsymbol{\Psi}$ 设置位移运动初始位置
- 步骤 2) 经历一次单位时间内的位移运动
- 步骤 3) 获取位移起始状态信息: 起始位置、初始速度、加速度和角速度信息
- 步骤 4) 获取位移终止位置信号强度信息
- 步骤 5) 根据惯导原理初步估计位移终止位置
- 步骤 6) 求解基于空间位置约束的稀疏指纹定位模型
- 步骤 7) 更新终止位置信息(作为下次位移运动的起始位置)
- 步骤 8) 继续测试转到步骤 2), 否则结束算法

2.2 模型求解

鉴于式(10)所述的优化模型相对复杂,经分析研究后,可采用交替方向乘子法(ADMM)^[21]进行求解。

根据拉格朗日乘子法,可对式(10)所述模型中的信号重构等式约束 $\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{S}_i$ 进行松弛,将重构误差约束调整至优化模型目标函数中,即:

$$\min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 + \lambda_1 \|\mathbf{v}\boldsymbol{\theta}\|_F^2 + \lambda_2 \|\mathbf{S}_i - \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}\|_F^2 \quad (11)$$

式中: λ_2 是信号重构误差项的平衡参数。在此基础上,可进一步将上式变换为增广拉格朗日形式,令 $\mathbf{Z} = \boldsymbol{\theta}$, 则上式可变换为

$$\min \|\mathbf{Z}\|_1 + \lambda_1 \|\mathbf{v}\boldsymbol{\theta}\|_F^2 + \langle F, \mathbf{Z} - \boldsymbol{\theta} \rangle + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{Z} - \boldsymbol{\theta}\|_F^2 + \lambda_2 \|\mathbf{S}_i - \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}\|_F^2 \quad (12)$$

式中: $\rho(\rho > 0)$ 是惩罚因子。通过对 \mathbf{Z} 和 $\boldsymbol{\theta}$ 分别求导,可

进一步求解上式模型。

1) 对 \mathbf{Z} 求导,并求解 \mathbf{Z} :

$$\min \|\mathbf{Z}\|_1 + \frac{\rho}{2} \left\| \mathbf{Z} - \left(\boldsymbol{\theta} - \frac{\mathbf{F}}{\rho} \right) \right\|_F^2 \quad (13)$$

2) 对 $\boldsymbol{\theta}$ 求导,并求解 $\boldsymbol{\theta}$:

$$\min \lambda_1 \|\mathbf{v}\boldsymbol{\theta}\|_F^2 + \frac{\rho}{2} \left\| \boldsymbol{\theta} - \left(\mathbf{Z} + \frac{\mathbf{F}}{\rho} \right) \right\|_F^2 + \lambda_2 \|\mathbf{S}_i - \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}\|_F^2 \quad (14)$$

根据 Frobenius 范数和矩阵迹的定义和性质,式(14)目标函数可变换为:

$$\min \operatorname{tr} \left(\lambda_1 \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{v}^T \mathbf{v} \boldsymbol{\theta} + \frac{\rho}{2} \left(\boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\theta} - 2 \left(\mathbf{Z} + \frac{\mathbf{F}}{\rho} \right)^T \boldsymbol{\theta} \right) + \lambda_2 \left(\boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\Psi}^T \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\theta} - 2 \mathbf{S}_i^T \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\theta} \right) \right) \quad (15)$$

式(15)可进一步变换为典型二次型形式,进而可采用二次型模型相关方法求解,即:

$$\min \boldsymbol{\theta}^T \left(\lambda_1 \mathbf{v}^T \mathbf{v} + \frac{\rho}{2} \mathbf{I} + \lambda_2 \boldsymbol{\Psi}^T \boldsymbol{\Psi} \right) \boldsymbol{\theta} - \left(\rho \left(\mathbf{Z} + \frac{\mathbf{F}}{\rho} \right)^T + 2 \lambda_2 \mathbf{S}_i^T \boldsymbol{\Psi} \right) \boldsymbol{\theta} \quad (16)$$

3 仿真实验

针对基于稀疏信号表示的位置指纹定位模型(下述简称稀疏指纹模型)和基于空间位置约束的稀疏指纹定位模型(下述简称空间约束模型)在 MATLAB 中进行了模拟测试与分析。

实验设计了一个 20×20 的仿真区域,并均匀部署了 25 个 AP。离线指纹位置设置为间距 1 个单位长度,在上述区域内共均匀标定了 400 个指纹采样点。实验包括离线指纹数据库构建、在线测试路径实时信息采集(信号强度、惯导参数)、实时路径位置估计三阶段。

3.1 离线指纹数据库构建

随着移动通信无线电波传播过程中,路径损耗模型研究的不断完善和成熟,通过理论和实验结果可知,接收端接收到的信号强度与距离成对数变化规律,故可抽象出无线传播路径损耗模型,即:

$$P_r(d) = P_t(d) - P(d_0) - 10n \lg \left(\frac{d}{d_0} \right) - X_\sigma \quad (17)$$

式中: $P_r(d)$ 表示发射端与接收端距离为 d 的位置接收到的无线信号强度值, $P_t(d)$ 为无线路由器(AP)发出的信号强度, $P(d_0)$ 一般为间距 $d_0 = 1$ 单位长度处的信号强度。 n 为路径损耗系数,根据不同的环境取值范围为 2~5。 $X_\sigma \sim N(0, \sigma)$ 是满足均值为 0、均方差为 σ 的高斯随机分布(通常 $\sigma \in [4, 10]$),以模拟实际环境中随机高斯噪声的干扰。当 AP 位置与接收端位置已知时,可根据式(17)计算得出接收端接收信号强度。

利用上述模型,可根据发射端与接收端之间的距离计算出接收信号强度模拟数据,同时记录每个指纹点的位置信息,再按照 1.1 节的方法即可构建仿真环境下离线位置指纹数据库。

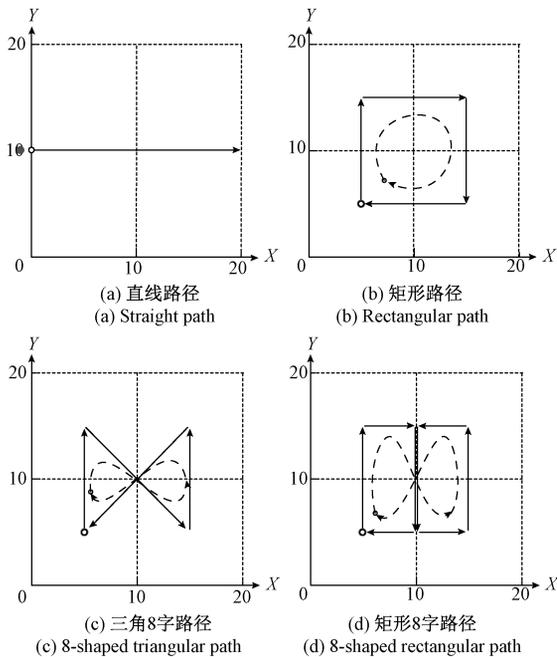


图2 实验路径设计
Fig. 2 The designed experimental paths

3.2 测试路径与实时信息采集

在线测试阶段共模拟了 4 条实验路径,如图 2 所示,实验设计的路径均为规则路径,可方便地计算出实验路径上每个测试位置的准确坐标,以便与算法估计的测试路径位置进行对比和分析。

在仿真测试过程中,实时采集的观测信息包括测试位置的信号强度和惯导参数两部分数据。测试位置信号强度数据可参照 3.1 节离线指纹数据库构建方法进行模拟仿真,同时保存测试位置的空间信息;对于惯导参数数据,假设运动目标在单位时间的运动状态为匀变速直线运动,可预设初始速度和加速度参数,进而根据牛顿运动定律可计算出惯性运动的路径信。为模拟外界因素对实际运动状态的干扰与影响,可为实时观测的信号强度、初始速度和加速度信息分别附加高斯噪音参数 ϵ_{RSS} 、 ϵ_v 和 ϵ_a ,以模拟实际运动误差、仿真外界因素对运动状态的影响。

3.3 仿真实验结果及分析

对第 2 节提出的空间约束模型进行仿真测试,为进一步验证上述模型的有效性,分别与惯导定位模型和第 1 节提出的稀疏指纹模型进行了对比实验,实验结果如表 1 和图 3 所示。

表 1 定位精度提升分析(单位长度)

Table 1 Analysis of improving positioning accuracy (unit length)

路径	惯导定位模型	稀疏指纹模型	空间约束模型	精度提升比例/%	
				空间约束 VS 惯导定位	空间约束 VS 稀疏指纹
直线路径	1.632 4	1.032 7	0.740 5	54.64	28.29
矩形路径	1.887 9	1.245 1	0.822 6	56.43	33.93
三角 8 字路径	1.937 6	1.260 4	0.829 4	57.19	34.20
矩形 8 字路径	2.169 1	1.318 5	0.841 9	61.19	36.15
平均定位误差	1.906 8	1.214 2	0.808 6	57.59	33.40

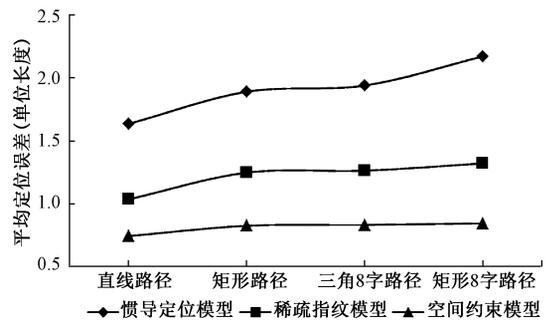


图3 定位误差对比

Fig. 3 Comparison of positioning errors

对比分析上述实验结果,可得出如下结论。

1) 在定位精度方面,对于上述 4 条测试路径,惯导方法获得了 1.9 左右的平均定位误差,稀疏指纹方法的平均定位误差在 1.2 左右,空间约束模型方法取得了最佳的定位效果,平均误差在 0.8 左右,而且相对其他两种方法定位精度提升幅度较大(空间约束模型较惯导模型和稀疏指纹模型分别平均提升 57.6% 和 33.4%),进而验证了第 2 节所设计的定位模型的可行性和有效性。同时,也证明了惯导提供的空间位置约束对稀疏指纹定位模型性能起到了较大提升作用;另一方面,稀疏指纹定位方法也一定程度上削弱了累积误差对惯导系统的影响。因此,二者的融合应用,提升了模型算法的整体性能,取得了较好的效果。

2) 在实验路径方面,所设计的直线路径长度 20,无拐点;矩形路径长度 40,含 3 个拐点;三角 8 字路径长度约为 48,含 3 个拐点;矩形 8 字路径长度 60,含 7 个拐点。3 种方法在直线路径上均取得了最佳的定位效果,在含有 3 个拐点的矩形和三角 8 字路径上定位误差增大,而在含有 7 个拐点的矩形 8 字路径上定位误差进一步增大。上述结果一定程度说明了拐点对定位方法有一定的影响,而且随拐点数量增加 3 种方法的定位误差

也逐步增大,这也给未来的研究工作提出了新的挑战。此外,路径长度对定位方法也有一定的影响。惯导方法随着路径长度的增加,定位误差逐渐变大(从1.6逐步增大到2.1),这也符合惯导原理和机制(误差随运行时间逐步累积)。其他两种方法受路径长度影响不大,定位精度虽受到一定影响,但误差增加并不明显,一定程度上也证明了稀疏指纹定位模型对路径长度具有一定的鲁棒性。

3)在定位方法整体性能方面,惯导方法定位原理简单、计算量较小,但定位精度最差,尤其鉴于其工作原理和机制,随时间推移累积误差对其定位精度影响愈加强烈。因此,惯导方法在应用时须对其累积误差进行适当补偿或修正。稀疏指纹定位方法在直线路径上表现优越,虽然路径长度和拐点一定程度上影响了算法精度,但总体误差变化并不明显,说明该方法性能相对稳定。但跟踪特定位置的定位误差可发现,在某些位置定位结果会产生一定的跳跃或畸变(尤其在拐点附近),定位误差一定程度增大,说明拐点对该方法有一定影响,应用时可适当补偿以提高定位精度。

通过定性、定量分析惯导和稀疏指纹两种定位方法的优缺点,本文在数据层融合上述两种方法,设计了基于空间位置约束的稀疏指纹定位模型,并进行了仿真实验。实验结果表明,稀疏指纹定位方法可对惯导的累积误差进行适当的补偿;惯导模型对运动规律的预估计,也一定程度制约了稀疏指纹方法在特定位置的跳跃与畸变效应。因此,对比惯导和稀疏指纹定位结果,所提出的数据层融合模型在定位精度和性能方面提升效果明显,进一步验证了融合算法的优越性,也证明了融合模型对路径更加鲁棒、性能更加稳定。

4 结论

本文从基于位置服务的应用需求出发,提出了一种基于空间位置约束的稀疏指纹定位方法。该方法对惯导和稀疏指纹两种定位方法在数据层进行了深度融合,惯导信息对指纹数据的跳跃、畸变等效应具有一定的制约性,指纹信息也一定程度修正了惯导系统的累积误差影响。因此,二者的融合应用充分发挥了各自优势,取长补短、相互促进。仿真实验也一定程度上验证了所提方法的可行性和有效性。

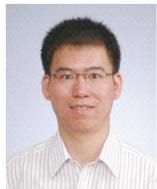
参考文献

- [1] WANGLE S L, MENG X H, YU J G, et al. N-in-one: a novel location-based service [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(6): 5274-5286.
- [2] CHEN L, THOMBRE S, JÄRVINEN K, et al. Robustness, security and privacy in location-based services for future IoT: a survey [J]. IEEE Access, 2017(5): 8956-8977.
- [3] TARIQ Z B, CHEEMA D M, KAMRAN M Z, et al. Non-GPS positioning systems: A survey [J]. ACM Computing Surveys, 2017, 50(4): 1-34.
- [4] DARDARI D, CLOSAS P, DJURI C P M. Indoor tracking: Theory, methods, and technologies [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(4): 1263-1278.
- [5] VASILYEV P, PEARSON S, EI-GOHARY M, et al. Inertial and time-of-arrival ranging sensor fusion [J]. Gait & Posture, 2017, 54: 1-7.
- [6] PHAM D D, SUH Y S. Pedestrian navigation using foot-mounted inertial sensor and LIDAR [J]. Sensors, 2016, 16(1): 120.
- [7] GUALDA D, UREÑA J, GARCÍA J C, et al. Simultaneous calibration and navigation (SCAN) of multiple ultrasonic local positioning systems [J]. Information Fusion, 2019, 45: 53-65.
- [8] JIA R, JIN M, ZOU H, et al. MapSentinel: Can the knowledge of space use improve indoor tracking further [J]. Sensors, 2016, 16(4): 472.
- [9] JIAO Z Z, ZHANG B X, LIU M, et al. Visible light communication based indoor positioning techniques [J]. IEEE Network, 2017, 31(5): 12-18.
- [10] YASIR M, HO S W, VELLAMBI B N. Indoor position tracking using multiple optical receivers [J]. Journal of Lightwave Technology, 2016, 34(4): 1166-1176.
- [11] SECO F, JIMÉNEZ A R. Smartphone-based cooperative indoor localization with RFID technology [J]. Sensors, 2018, 18(1): 266.
- [12] XU H, WU M X, LI P, et al. An RFID indoor positioning algorithm based on support vector regression [J]. Sensors, 2018, 18(5): 1504.
- [13] RUIZ A R J, GRANJA F S. Comparing ubisense, bespoon and decawave UWB location systems: Indoor performance analysis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(8): 2106-2117.
- [14] ALARIFI A, AL-SALMAN A, ALSALEH M, et al. Ultra wideband indoor positioning technologies: analysis and recent advances [J]. Sensors, 2016, 16(5): 1-36.
- [15] HUH J H, SEO K. An indoor location-based control system using Bluetooth beacons for IoT systems [J]. Sensors, 2017, 17(12): 2917.
- [16] FARAGHER R, HARLE R. Location fingerprinting with Bluetooth low energy beacons [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(11):

2418-2428.

- [17] 张俞,冷璐. 基于图优化的蓝牙信标室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(6): 45-50.
ZHANG Y, LENG L. Graph optimization based indoor positioning method using bluetooth low energy beacons [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(6): 45-50.
- [18] 黄越洋,张嗣瀛,井元伟,等. 基于TDOA和RSS的可行域粒子滤波非视距定位算法[J]. 控制与决策, 2017,32(8): 1415-1420.
HUANG Y Y, ZHANG S Y, JING Y W, et al. Non-line of sight localization algorithm based on TDOA and RSS by feasible region particle filter [J]. Control and Decision, 2017, 32(8): 1415-1420.
- [19] 张会清,牛铮. 基于线性判别分析和梯度提升决策树的WLAN室内定位算法[J]. 仪器仪表学报,2018, 39(12): 136-143.
ZHANG H Q, NIU ZH. WLAN indoor positioning algorithm based on linear discriminant analysis and gradient boosting decision tree [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 136-143.
- [20] HE S N, CHAN S H G. Tilejunction: Mitigating signal noise for fingerprint-based indoor localization [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(6): 1554-1568.
- [21] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers [J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2011, 3(1): 1-122.

作者简介



唐恒亮(通信作者),分别在2005年、2011年于北京工业大学获得学士学位和博士学位,现为北京物资学院教授,主要研究方向为计算机视觉、物联网信息技术。

E-mail:tanghengliangbwu@163.com

Tang Hengliang (Corresponding author)

received B. Sc. and Ph. D. from Beijing University of Technology in 2005 and 2011, respectively. Now he is a professor at Beijing Wuzi University. His main research interests include computer vision and IOT information technology.



米源,2015年于西北农林科技大学获得学士学位,现为北京物资学院硕士研究生,主要研究方向为深度学习、物联网信息技术。

E-mail:750383966@qq.com

Mi Yuan received B. Sc. from Northwest A&F University in 2015. Now he is a M. Sc. candidate at Beijing Wuzi University. His main research interest includes IOT information technology.



刘涛,2006年于河北理工大学获得学士学位,2011年于北京科技大学获得博士学位,现为北京物资学院讲师,主要研究方向为离散时间系统、滑膜控制。

E-mail:liutao19832001@163.com

Liu Tao received B. Sc. from Hebei Polytechnic University in 2006, and Ph. D. from University of Science and Technology Beijing in 2011, respectively. Now he is a lecturer at Beijing Wuzi University. His main research interests include discrete-time system and sliding mode control.



薛菲,2008年于济南大学获得学士学位,2011年于太原科技大学获得硕士学位,2016年于北京工业大学获得博士学位,现为北京物资学院副教授,主要研究方向为计算复杂性理论、优化理论。

E-mail:xuefei2004@126.com

Xue Fei received B. Sc. from University of Jinan in 2006, M. Sc. from Taiyuan University of Science and Technology in 2011, and Ph. D. from Beijing University of Technology in 2016, respectively. Now he is an associate professor at Beijing Wuzi University. His main research interests include computational complexity theory and optimization.



杨玺,分别在2001年、2007年于中南大学获得学士学位和博士学位,现为北京物资学院副教授,主要研究方向为无线传感器网络、物联网。

E-mail:yxyoung@163.com

Yang Xi received B. Sc. and Ph. D. from Central South University in 2001 and 2007, respectively. Now she is an associate professor at Beijing Wuzi University. Her main research interests include wireless sensor network and internet of things.