引文格式:杨帆,柳景斌,龚晓东,等.基于移动采集指纹的手机自适应压缩感知室内定位方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(10):2135-2144.DOI:10.13203/j.whugis20230241

Citation: YANG Fan, LIU Jingbin, GONG Xiaodong, et al. Mobile Phone-Based Indoor Positioning Method Using Adaptive Compressed Sensing for Mobile-Collected Fingerprints[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(10): 2135-2144.DOI:10.13203/j.whugis20230241

基于移动采集指纹的手机自适应压缩感知室内定位方法

杨 帆[1] 柳景斌[2] 龚晓东[3] 黄格格[3] 刘德龙[3] 毛井锋[3] 李孟祥[4]

1 广东电网有限责任公司韶关供电局,广东 韶关,512000

2 山东科技大学测绘与空间信息学院,山东 青岛,266590

3 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

4 测绘遥感信息工程全国重点实验室深圳研发中心,广东 深圳,518057

摘 要:基于接收信号强度指示(received signal strength indicator,RSSI)指纹的定位方法需要预先建立定位区域指纹库,传统静态采集指纹库的建立更新需要大量的人力和时间,并且定位一致性容易受终端差异(如指纹采集手机与定位手机硬件不同导致接收信号差异)影响,使得这种方法的大范围推广使用变得异常艰难。针对以上问题,通过移动行走过程中采集的RSSI指纹建立对应的移动采集指纹库,根据移动采集指纹特征构建特征向量,提出移动采集指纹稀疏特征表征,建立基于自适应压缩感知算法的指纹匹配室内定位模型。实验结果表明,指纹采集效率提升了90.83%,平均定位误差为1.96 m,均方根误差为2.75 m,定位一致性差异误差平均提高了32.67%。所提方法在指纹采集效率、定位精度及不同手机的定位一致性方面优于现有算法。

关键词:室内定位;泛在无线信号;移动采集指纹库;硬件异构;自适应压缩感知

中图分类号:P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-10-31

DOI:10.13203/j.whugis20230241 **文章编号**:1671-8860(2025)10-2135-10

Mobile Phone-Based Indoor Positioning Method Using Adaptive Compressed Sensing for Mobile-Collected Fingerprints

YANG Fan[1] *LIU Jingbin*[2] *GONG Xiaodong*[3] *HUANG Gege*[3]
LIU Delong[3] *MAO Jingfeng*[3] *LI Mengxiang*[4]

1 Shaoguan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co. Ltd, Shaoguan 512000, China

2 College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

3 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

4 Shenzhen R & D Center of State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Shenzhen 518057, China

Abstract: **Objectives**: The location method based on received signal strength indication (RSSI) fingerprint requires building a fingerprint database of the location area in the offline stage. The traditional static fingerprint collection method is time-consuming and labor-intensive to establish and update the fingerprint database, and the location consistency is easily affected by the terminal difference (such as the difference of the received signal caused by the different hardware of the fingerprint collection phone and the location phone), which hinders the large-scale application of this method. **Methods**: To address these problems, we collect

基金项目:深圳市科技计划(JCYJ20210324123611032);武汉市知识创新专项基础研究项目(2022010801010109);武汉市重点研发计划人工智能创新专项(2023010402040029);湖北省自然科学基金(2024AFD403,2023AFB081);南方电网公司科技项目(GDKJXM20220188);测绘遥感信息工程全国重点实验室专项科研经费。

第一作者:杨帆,硕士,高级工程师,主要从事电力信息化技术研究。yangfan0318@gdsg.csg.cn

通信作者:龚晓东,博士,博士后。gongxiaodong@whu.edu.cn

RSSI fingerprints during mobile walking and build a corresponding mobile collection fingerprint database, and construct feature vectors according to the characteristics of mobile collection fingerprints. Sparse feature representation of mobile-collected fingerprints is proposed, and a fingerprint matching indoor location model is established based on adaptive compressed sensing algorithm. **Results**: The experimental results show that the fingerprint collection efficiency is improved by 90.83%, the average location error is 1.96 m, the root mean square error is 2.75 m, and the location consistency difference error is improved by 32.67% on average. **Conclusions**: The proposed method outperforms the existing algorithms in terms of fingerprint collection efficiency, location accuracy and location consistency of different phones.

Key words: indoor positioning; ubiquitous wireless signals; mobile-collected fingerprint database; hardware heterogeneity; adaptive compressed sensing

智能移动终端数量的增加促进了互联网时代基于位置服务的全速发展[1]。在户外场景中,借助全球导航卫星系统可获得移动终端的实时位置。在室内、城市峡谷等场景中,卫星信号被遮挡,移动终端难以正常获取定位信息[2-4]。然而,随着IEEE 802.11技术的成熟应用,泛在无线信号成为人们日常生活的主要信息传输介质。无线局域网接入点(access point,AP)的广泛部署,更是让城市建筑(如办公楼、医院、地铁站等)室内空间被无线信号覆盖[5]。因此,基于无线信号的室内定位成为移动互联网突破发展的关键技术[6-7]。现有的室内定位方法大致可分为:(1)基于测距的室内定位方法[8-11],如基于信号到达时间的室内定位方法、基于信号到达时间差的室内定位方法等;(2)基于测角的室内定位方法[12-13],如基于信号到达角的室内定位方法、基于信号出发角的室内定位方法等;(3)基于指纹的室内定位算法[14-15],如基于接收信号强度指示(received signal strength indicator,RSSI)指纹、基于信道状态信息指纹等。当前的室内定位研究成果丰富,不同方法拥有各自的优缺点与使用场景。其中,基于RSSI指纹的室内定位方法由于无须安装专用的定位设备且不用给手机添加额外的组件,仅利用RSSI的变化信息[16-17]即可获得满足精度的定位结果而被普遍使用。

基于RSSI信号的指纹匹配室内定位方法存在两个问题:(1)RSSI指纹采集效率低;(2)不同类型设备硬件差异带来的定位性能不一致。为解决上述问题,本文提出了一种基于RSSI信号移动采集的自适应压缩感知指纹匹配定位方法。该方法通过移动测量方式采集RSSI信号建立指纹匹配数据库,大幅度降低指纹采集工作量;设计了一种自适应压缩感知定位算法,在不同型号手机存在RSSI测量值硬件差异的情况下,实现更精确且一致的定位效果。实验结果表明本文方法在指纹采集效率与定位效果一致性方面优于传统方法。

1 传统RSSI指纹压缩感知定位模型及其存在的问题

基于指纹的室内定位算法是指通过位置未知的移动终端接收到的信号特征与预先建立的信号指纹库进行匹配来估算移动终端的位置坐标。理论上,在每个已知位置坐标上信号特征参数是唯一的(即一组信号指纹数据),定位区域的所有指纹数据构成了信号指纹库。因此,基于指纹室内定位的工作流程主要分为指纹训练和匹配定位两个阶段。指纹训练阶段主要用于建立定位区域的信号指纹数据库。匹配定位阶段将实时接收到的信号特征值与指纹数据库中的信号指纹特征进行匹配,计算出智能移动终端的位置坐标[18-20]。

1.1 RSSI指纹库构建模型及采集效率问题

在离线阶段,传统RSSI指纹库构建方法需要将定位区域划分为多个网格,对每个网格构建索引标签并获取位置坐标构成参考点(reference point,RP),如图1所示。利用手机在每一个参考点采集不同AP的RSSI值构成RSSI向量。每个RP的索引及位置信息和RSSI向量共同构成该参考点的RSSI指纹,表示为:

$$\boldsymbol{\psi}_m=\left[\psi_{1,m}\ \psi_{2,m}\ \cdots\ \psi_{n,m}\right]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

式中,$\psi_{n,m}=\frac{1}{p}\sum_{\tau=1}^{p}\psi_{n,m}(\tau)$($n=1,2,\cdots,A$;$m=1,2,\cdots,R$)表示在第$m$个RP处一个采样周期采集第$n$个AP的RSSI平均值;$A$表示泛在无线信号AP的总数;$R$表示定位区域内RP的总数。

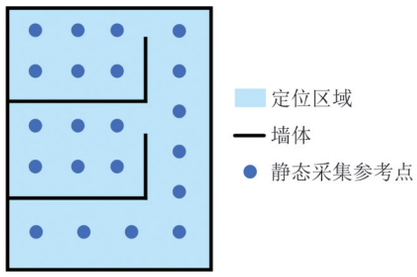


图 1　静态采集参考点分布

Fig. 1　Reference Points Distribution for Static Collection

将所有 RP 上采集的 RSSI 指纹信息存储在数据库中,以形成离线 RSSI 指纹数据库。该指纹库数据包含了定位区域内的泛在无线定位信号的 RSSI 特征属性,可表示为:

$$\boldsymbol{\Psi}=\begin{pmatrix}\psi_{1,1} & \psi_{1,2} & \cdots & \psi_{1,R}\\ \psi_{2,1} & \psi_{2,2} & \cdots & \psi_{2,R}\\ \vdots & \vdots & \psi_{i,j} & \vdots\\ \psi_{A,1} & \psi_{A,2} & \cdots & \psi_{A,R}\end{pmatrix} \tag{2}$$

式中,$\psi_{i,j}$表示在第j个 RP 处一个采样周期采集第i个 AP 的 RSSI 平均值;$\boldsymbol{\Psi}$的列向量表示每个 RP 所有 AP 的 RSSI 测量值。

常用的静态采集方法会在定位区域均匀地分布静态采集参考点,并且要求采集设备在定位区域内每个参考点保持静止一段时间,以保证完成设定周期的数据采集,尤其是在高分辨率指纹区域的参考点上甚至需要长达几分钟[18, 21]。因此,定位区域的增大及参考点数量的增长会导致大型室内区域指纹识别的工作量巨大[22]。

1.2　指纹压缩感知匹配模型及定位一致性问题

在线阶段,本文利用压缩传感理论(compressive sensing,CS)[23-25]进行指纹匹配解算。假设用户定位结果是定位区域中的某一个 RP,在线 RSSI 向量$\boldsymbol{X}_u$可表述为:

$$\boldsymbol{X}_u=\boldsymbol{\Psi S} \tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{S}=[0\cdots 0\,1\,0\cdots 0]^{\mathrm{T}}$是一个$R\times 1$的稀疏向量,除$\boldsymbol{S}(u)=1$外,所有元素都等于零。其中$u$是用户所在 RP 的索引。这类利用稀疏向量查找位置的问题可使用压缩传感理论解决[26],该问题便可表示为:

$$\arg\min_{\boldsymbol{S}}\|\boldsymbol{S}\|_1,\ \text{s.t.}\ \boldsymbol{X}_u=\boldsymbol{\Psi S} \tag{4}$$

CS 模型在一定的约束下可精确地重建稀疏信号$\boldsymbol{S}$,获取指纹匹配定位结果[27]。对于指纹匹配定位算法,稀疏信号$\boldsymbol{S}$重建的过程通过查询离线指纹库中与在线 RSSI 向量$\boldsymbol{X}_u$最相似的动态指纹信号序列,进而获得满足条件的指纹坐标作为$\boldsymbol{X}_u$序列的定位结果。传统的压缩感知匹配模型在以往的研究已经证明具有优于K近邻算法和核定位机制的定位性能[24]。然而,指纹采集设备与定位设备的硬件差异会导致对信号指纹数据的感知能力不同,最终会影响指纹识别的准确度[28]。图 2 展示了不同型号的手机在同一位置、相同时间段内接收到同一 AP 的 RSSI 数据,可以看出无线信号 RSSI 数据呈现出比较明显的强度差异,这对指纹定位结果的一致性会产生一定的干扰。因此,本文进一步考虑了不同手机 RSSI 接收差异带来的影响,在指纹采集设备与定位设备硬件存在差异时进行自适应匹配定位解算。

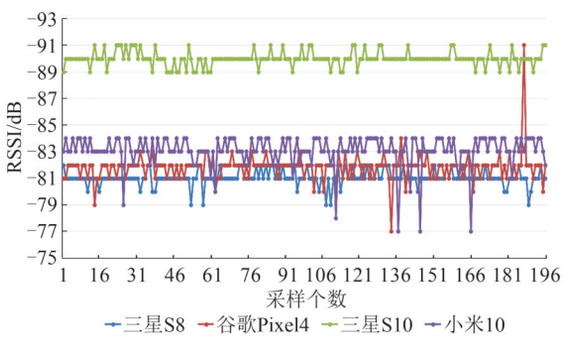


图 2　不同型号的手机在同一位置、相同时间段内接收到同一 AP 的 RSSI 数据

Fig. 2　Different Mobile Phones Receive RSSI Data from Same AP in the Same Location and in the Same Period

2　移动采集指纹手机自适应压缩感知定位方法

针对手机指纹采集效率低及手机硬件差异带来的定位不一致问题,本文提出了一种基于移动采集指纹的泛在无线信号指纹稀疏构建及硬件自适应匹配定位方法。

2.1　移动采集指纹稀疏特征表征

由于现有的静态泛在无线信号指纹数据采集工作量巨大,并且随着室内环境的变化可能需要经常更新,这导致基于指纹定位方法的系统服务在大规模室内环境中无法快速部署,从而阻碍了该方法的广泛应用。本文提出的移动采集指纹是通过行走过程中实时采集位置信息与泛在信号 RSSI 数据代替传统的在参考点静态采集指纹。如图 3 所示,该方法无须在每个参考点停留相应采集周期的时间,采集者按照设计的路线完成定位区域覆盖性的移动指纹采集,该过程可以大幅度提升泛在信号指纹库的采集效率。

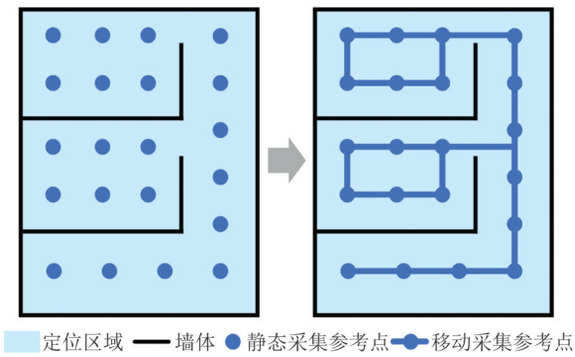


图3 静态采集与移动采集参考点分布

Fig. 3 Reference Points Distribution for Static and Mobile Collection

静态长时间的信号测量可以确保在定位实验区域内的每个RP接收到尽可能多的泛在无线AP信号或者关键的AP信号,例如最强的几个AP。但是,移动采集指纹在大型室内环境的测量过程中并不能保证接收到所有的泛在无线AP信号。例如图4中,AP的信号传播范围是有限的。从采样点1移动到采样点2的过程中,泛在无线AP的RSSI和数量将逐渐发生变化。泛在无线信号AP接收数量会受通信环境的影响导致实际测量数量小于理论测量数量。因此,本文利用移动采集指纹稀疏特征表征代替传统的指纹向量。

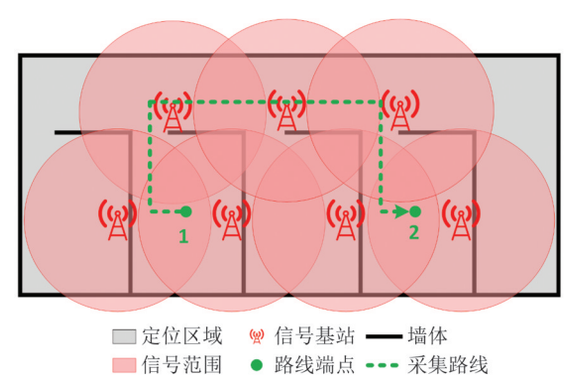


图4 移动采集过程示意图

Fig. 4 Diagram of Mobile-Collected Process

假设在第m个RP处手机可以采集到周围$k=K(m)$个AP信号,则泛在信号移动指纹测量向量理论值$\boldsymbol{\psi}_m$对应的实际值将为$\tilde{\boldsymbol{\psi}}_m$,即:

$$\tilde{\boldsymbol{\psi}}_m=\left[0\cdots\psi_{n,m}\cdots 0\right]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

式中,$\psi_{n,m}(1\leqslant n\leqslant A)$表示采样周期内的第$m$个RP位置上采集第$n$个AP的泛在信号RSSI测量值。

通常在大型室内环境的移动指纹测量过程中,实际信号测量值$\tilde{\boldsymbol{\psi}}_m$包含$k$个非零的元素,且$k\ll A$,那么该组泛在信号就具有稀疏性。因此,从一组移动采集指纹样本信号测量值中即可获得对应的稀疏特征。假设用$\boldsymbol{\xi}_m$表示稀疏性向量,则$\tilde{\boldsymbol{\psi}}_m$的基于稀疏特征向量可表示为:

$$\tilde{\boldsymbol{\psi}}_m=\boldsymbol{\Phi}_m\boldsymbol{\xi}_m \tag{6}$$

式中,$\boldsymbol{\Phi}_m(1\leqslant m\leqslant A)$是泛在无线信号AP对应的传感矩阵,其中包含组织成列的所有泛在无线信号AP序列的多址接入信道地址信息。移动采集指纹稀疏特征表征将作为压缩感知匹配算法的观测值。

2.2 手机自适应压缩感知匹配定位算法

为了降低指纹采集设备与定位设备硬件差异对定位结果一致性的影响,还需要基于泛在无线信号稀疏特征进行硬件自适应稀疏向量构造。具体过程为:已知无线信号的对数传播模型中使用不同硬件的无线信号接收设备可能会导致接收信号在同一位置的系统性偏差,计算公式为:

$$P_n=P_0-10\alpha_n\lg\frac{d_n}{d_0} \tag{7}$$

式中,P_n表示与无线信号发射基站距离d_n时参考点接收的信号强度;d_0是基准参考距离,通常取值为1 m;α_n表示路径损耗指数;P_0表示无线信号发射基站第n个AP在1 m单位[29]距离参考位置上的感知功率,其具体模型可表示为:

$$P_0=10\lg\frac{G_nG_d\lambda_n^2W_n}{16\pi^2L_n} \tag{8}$$

式中,G_n是无线信号发射基站第n个AP的天线增益;G_d是无线信号接收终端的天线增益;L_n是系统损耗因数;λ_n是发射载波的波长;W_n是发射功率。由此可知,泛在无线信号RSSI测量值与接收终端设备的硬件参数具有相关性,将绝对泛在无线信号RSSI测量值作为指纹的定位精度将不可避免地受设备硬件差异性的影响[30-31]。

相对泛在无线信号RSSI测量值成为缓解手机硬件差异引起定位误差的可行方法。将无线信号AP的RSSI测量值之间的差值作为位置指纹,可有效降低手机硬件差异性带来的定位精度差异。因此,接收信号强度差(signal strength difference,SSD)相对比泛在无线信号RSSI测量值更可靠[32]。根据式(7)和式(8),通过数学形式可表示第i个和第j个AP间接收信号强度差的关系式:

$$\Delta_{ij}=10\lg\frac{G_i\lambda_i^2W_iL_j}{G_j\lambda_j^2W_jL_i}-10\alpha_i\lg\frac{d_i}{d_0}+10\alpha_j\lg\frac{d_j}{d_0} \tag{9}$$

与式(8)所示的绝对泛在无线信号接收信号强度测量值相比,接收信号强度差不包含G_d的设备相关参数,因此理论上不会受设备不同效应的影响。然而,先前的研究[32]发现,无线信号测量噪声对SSD指纹有更大的影响。图5展示了不同型号的手机在同一位置、相同时间段内接收到不同AP的RSSI数据,可以看出不同手机对于RSSI最大值的接收差异更小。因此,本文方法是对泛在无线信号RSSI测量值序列进行排序,并选择一个相同的基准值(例如序列中RSSI最大值)计算排序后的相对RSSI测量值。

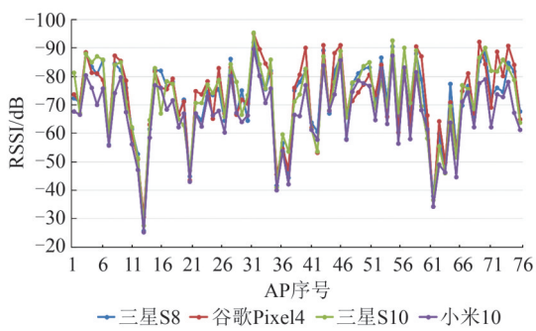


图5　不同型号的手机在同一位置、相同时间段内接收到不同AP的RSSI数据

Fig. 5　Different Mobile Phones Receive RSSI Data from Different AP in the Same Location and in the Same Period

为了便于比较,本文提出的基于接收信号强度差序列的移动采集指纹的硬件自适应方法用CSSD(coincident signal strength difference)表示。根据式(6),利用CSSD方法可将手机定位时接收的泛在无线信号RSSI测量值矩阵$\tilde{\boldsymbol{\psi}}_m$表示为:

$$\check{\boldsymbol{\psi}}_m=\boldsymbol{\Lambda}_m\tilde{\boldsymbol{\psi}}_m \tag{10}$$

式中,$\check{\boldsymbol{\psi}}_m$是$m\times1$移动采集指纹的硬件自适应稀疏性矩阵;$\boldsymbol{\Lambda}_m$是$m\times m$手机硬件自适应变换矩阵,可表示为:

$$\boldsymbol{\Lambda}_m=\begin{pmatrix}0&0&0&0&\cdots&0\\-1&1&0&0&\cdots&0\\-1&0&1&0&\cdots&0\\\vdots&\vdots&\vdots&\ddots&\vdots&\vdots\\-1&0&0&\cdots&1&0\\-1&0&0&\cdots&0&1\end{pmatrix} \tag{11}$$

在定位过程中,手机自适应压缩感知匹配定位算法的主要步骤为:首先,根据最强AP筛选预匹配序列;然后,以每个预匹配序列的最大值为基准值逐个构建最佳硬件自适应序列,确定硬件自适应稀疏向量待选集;最终基于压缩感知算法在待选集中获取最优匹配结果作为手机定位结果输出。该过程既能保证CSSD方法预匹配序列空间位置相关性,还可以降低匹配的搜索计算量。

3　手机自适应压缩感知室内定位实验与分析

3.1　实验设置

本文测试的室内环境选定为武汉大学地面站实验大楼,该建筑物包含5层。如图6所示,以3楼为例,该层平面图的边界范围长84 m、宽21 m,室内场景主要包括长走廊(A点区域)、半开放空间(B点区域)和封闭室内空间(C点区域),每层楼包含一定数量坐标未知的Wi-Fi AP基站,实验指纹采集区域是房间区域和走廊区域。



图6　测试区域示意图

Fig. 6　Diagram of Test Areas

实验硬件设备为三星S8、谷歌Pixel4、三星S10和小米10 4款智能移动手机,其中三星S8采用Android 8系统,其余3部均采用Android 10系统。指纹采集阶段使用三星S8作为指纹采集设备。定位阶段则使用4部手机在同样的路线上采集Wi-Fi RSSI数据进行定位匹配测试。特别地,Wi-Fi信号的扫描过程包括两个步骤:应用程序将“startScan”接口命令发送到Wi-Fi模块,该模块在一个周期扫描完成后,将Wi-Fi扫描结果存储在缓存中;系统通知应用程序扫描已完成,应用程序在回调函数中执行“getScanResults”接口命令,获取缓存中的Wi-Fi扫描结果。在此过程中,采集的Wi-Fi信号数据可能会过时,这将破坏Wi-Fi RSSI指纹和位置坐标的一致性,即信号数据与空间位置产生偏移,尤其是在使用移动采集方法时。这个问题可以利用Android 4.2以上版

本为采集的Wi-Fi信号数据添加微秒级别时间戳来解决[17]。这样可以确保移动采集过程中Wi-Fi指纹和RP位置的一致性。同时,由于Android 9系统限制了Wi-Fi扫描的数量,Wi-Fi信号数据每分钟只能获取1~2次,信号数据接收数量的减少不利于移动采集。但是在Android 10之后,操作系统在开发者选项中添加了关闭Wi-Fi扫描限制的选项,这为移动采集提供了软件接口上的支持,如图7所示。采用上述设置,实验中Wi-Fi信号序列的采集周期平均为2 s。

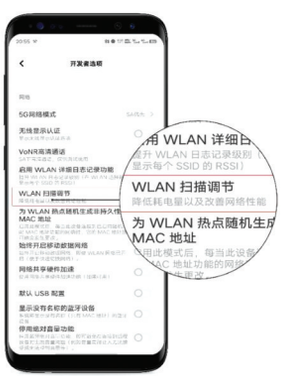


图7 Android 10开发者选项界面

Fig. 7 Developer Options Interface of Android 10

此外,保证无线信号指纹移动采集一致性的另一个关键是保证无线信号指纹地理坐标的实时获取。换言之,就是要保证无线信号接收时的坐标必须是准确一一对应的。本文移动采集指纹位置坐标信息的获取采用一款自主开发的手持实时地理配准平台设备,如图8所示。该手持地理配准平台是一款基于移动轨迹同步定位和即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,SLAM)映射算法的便携式高精度手持式激光扫描定位装置。其主要工作原理是首先利用激光扫描感知周围的三维环境,然后基于SLAM的映射算法通过匹配环境特征计算移动平台的精确位置,最终在室内外空间实现高精度移动轨迹坐标的输出。图8显示了该手持地理配准平台的使用过程及坐标输出误差的累积分布函数(cumulative distribution function,CDF)。该平台的坐标数据输出频率可达100 Hz,并且在满足闭环检测的条件下坐标数据的精度可保证在10 cm以内。

在本文定位结果的精度评估中,选择平均误差(mean error,ME)、均方根误差(root mean square error,RMSE)和CDF作为评价指标。假设有n个定位估计值为$\hat{x}=\{\hat{x}_1,\hat{x}_2,\cdots,\hat{x}_n\}$,对应真值为$x=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$,则ME计算公式为:

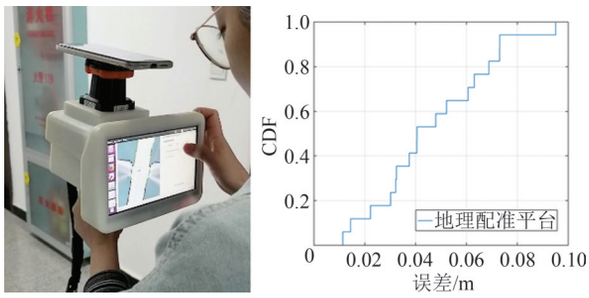


图8 手持地理配准平台及定位误差示意图

Fig. 8 Diagram of Handheld Georeferencing Platform and Positioning Error

$$M=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{x}_i-x_i| \tag{12}$$

RMSE计算公式为:

$$R=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{x}_i-x_i)^2} \tag{13}$$

CDF计算公式为:

$$\begin{aligned} &C(X)=\sum P(\hat{x}_i-x_i)\\ &\text{s.t. } \hat{x}_i-x_i\leqslant X \end{aligned} \tag{14}$$

式中,$P(x)$表示误差x出现的概率。CDF就是计算所有小于或等于X的定位误差出现概率总和。为了能直观地对比定位精度,本文采用sigma原则评价定位误差累积分布在σ~2σ置信区间的定位精度X,即:

$$\begin{cases} \sigma{:}X,\text{s.t. } C(X)\leqslant 68\% \\ 2\sigma{:}X,\text{s.t. } C(X)\leqslant 95\% \end{cases} \tag{15}$$

对采样路线上获取的无线信号采样数据用不同的算法进行定位解算,获取各采样数据定位结果的ME和RMSE。

3.2 指纹采集效率提升效果

实验智能终端使用基于Android 8系统的三星S8手机。实验中,通过两种不同的收集方法对周围的Wi-Fi基站进行采样,从而实现实验区域无线信号数据的采集。其中,采样数据包括接收信号强度测量值、基站地址和位置坐标。以实验大楼第3层为例,图9显示了传统静态指纹采集方法参考点的分布,图10显示了本文提出的移动采集点路线的分布,采集结果如表1所示。在传统的基于静态采集的指纹数据库生成系统中,在每个参考点处采集30组样本数据,建立无线信号指纹库。在整个实验大楼的5层实验区内收集了841个参考点静态指纹,总共耗时10 h。在基于移动采集的指纹数据库生成系统中,整个实验大楼每层按照路线采集一遍。这个过程总共采集

了445个序列的移动采集指纹,且仅用了55 min。综上所述,该结果表明,在同样覆盖面积的定位区域中采用所提出的移动采集指纹采集方法的指纹采集时间是静态指纹采集方法消耗时间的1/10,即无线信号移动采集指纹采集方法的效率是静态采集方法的10倍,采集效率提升了90.83 %。

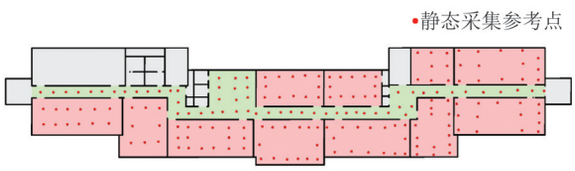


图9　静态指纹采集方法参考点分布

Fig. 9　Reference Points Distribution of Statically-Collected Surveying Method

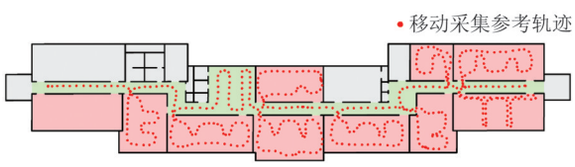


图10　移动采集参考点轨迹分布

Fig. 10　Reference Points Trajectory Distribution of Mobile-Collected Method

表1　不同方法指纹采集效率对比

Table 1　Comparison of Fingerprint Surveying Efficiency of Different Methods

方法	序列/个	消耗时间/min
移动采集	445	55
静态采集	841	600

3.3　不同手机定位精度优化效果

在定位精度比较阶段,使用三星S8、谷歌Pixel4、三星S10和小米10 4款手机进行测试。实验中使用4个手机同时沿着相同的实验路径,分别利用压缩感知CS方法[25]、基于信号强度差SSD方法[32]和本文提出的CSSD方法进行定位,并比较定位的结果。图11为不同手机、不同定位方法的估计结果和实际行走路径。其中,绿线是自主研发手持式地理参考系统采集实验路径的参考真值。从不同手机移动指纹匹配定位结果位置的分布可以看出,基于CSSD方法的定位结果比基于其他方法的定位结果在行走路线上的分布更加均匀,与实际定位频率更接近。

图12为不同手机和方法的匹配定位误差箱形图,CSSD方法在上下四分位数之间的定位误差数值是最小的。考虑到定位误差箱型图中的

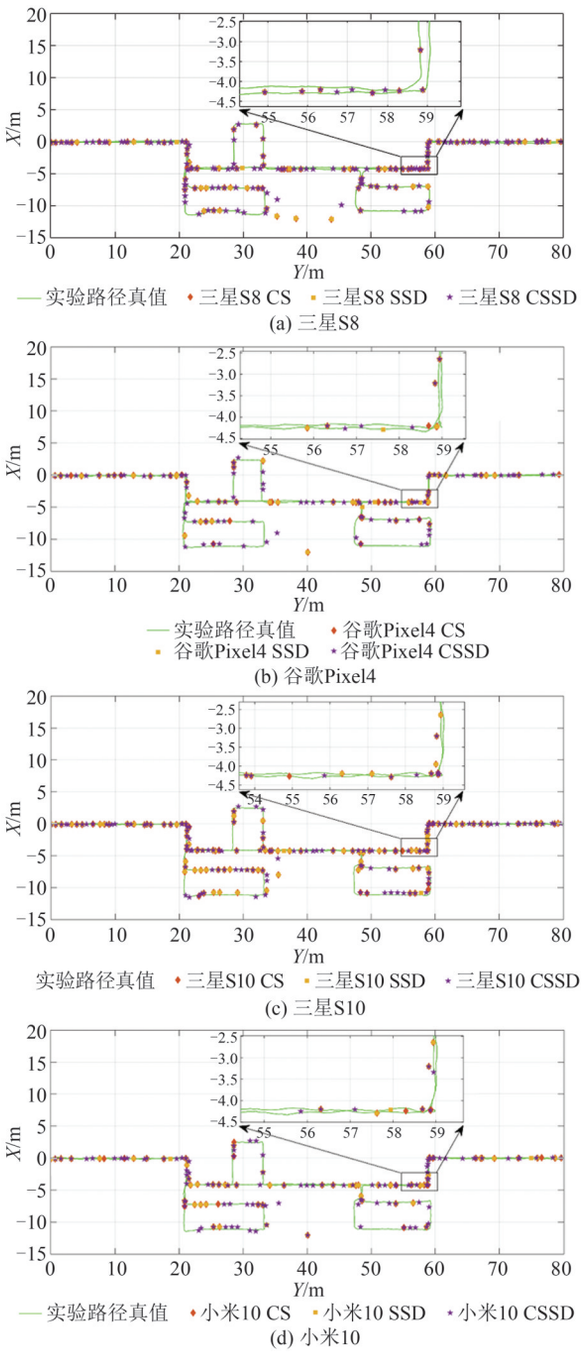


图11　不同手机移动指纹匹配定位结果

Fig. 11　Positioning Results of Mobile Fingerprint Matching with Different Phones

异常值,进一步对不同手机和方法的定位精度进行数据统计分析,如表2所示,可看出CSSD方法在4部手机上的ME平均值为1.96 m,RMSE平均值为2.75 m,相比于CS方法和SSD方法,ME分别减少了34.45% 和41.49%。图13为使用不同手机和指纹匹配方法的定位精度CDF图,CSSD方法误差CDF曲线位于其他方法上方,并且在σ区间位置的定位误差平均值为2.17 m(见表2)。图14为不同型号手机与指纹采集手机之

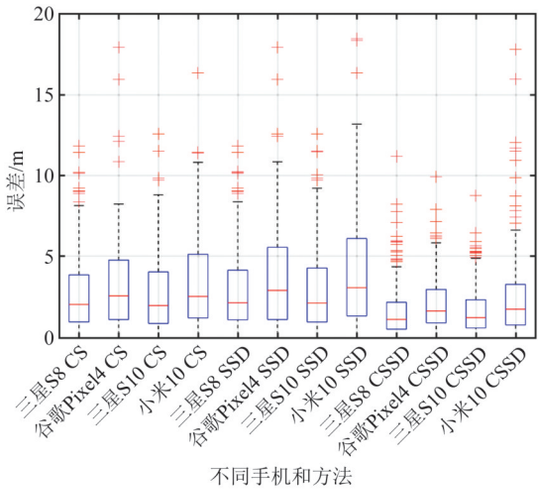


图12 不同手机和方法的匹配定位误差箱形图

Fig. 12 Box Plot for Matching Positioning Error of Different Phones and Methods

表2 不同手机和方法的匹配定位误差统计表/m

Table 2 Statistics for Matching Positioning Errors of Different Mobile Phones and Methods/m

统计值	方法	三星S8	谷歌Pixel4	三星S10	小米10	平均
σ	CS	3.13	3.99	3.42	4.10	3.66
	SSD	3.55	4.73	3.70	4.82	4.20
	CSSD	1.76	2.37	1.85	2.69	2.17
2σ	CS	7.68	7.60	6.59	8.59	7.62
	SSD	7.98	8.11	7.58	9.88	8.39
	CSSD	5.03	5.58	4.68	7.80	5.77
ME	CS	2.68	3.29	2.60	3.39	2.99
	SSD	2.89	3.65	2.85	4.01	3.35
	CSSD	1.61	2.07	1.65	2.51	1.96
RMSE	CS	3.57	4.35	3.43	4.48	3.96
	SSD	3.80	4.74	3.73	5.31	4.40
	CSSD	2.32	2.68	2.23	3.75	2.75

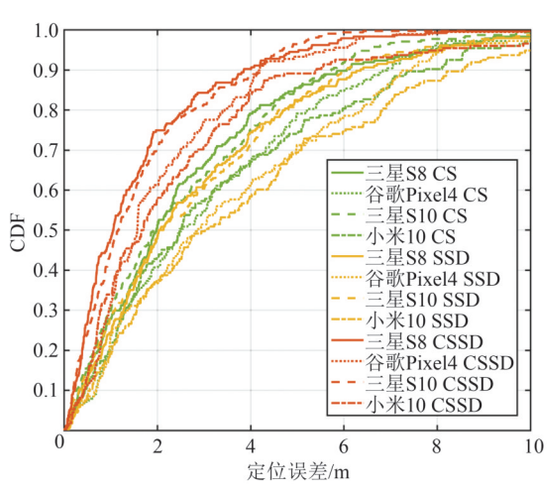


图13 误差CDF曲线图

Fig. 13 CDF Error Curves

间的定位效果一致性差异,三星S8与三星S10之间的定位差异较小,三星S8与谷歌Pixel4、小米10之间的定位差异较大,CSSD方法比SSD方法手机之间的定位一致性差异误差平均提高了32.67%。

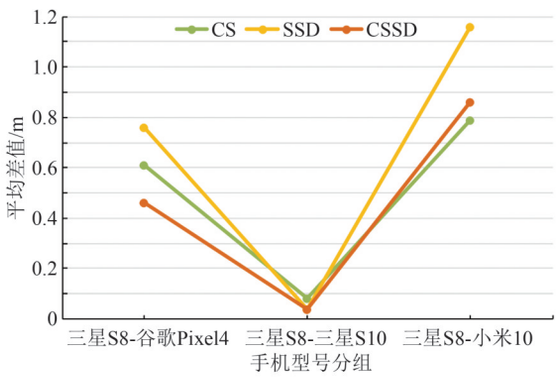


图14 不同手机定位一致性对比

Fig. 14 Comparison of Positioning Consistency Between Different Mobile Phones

综上所述,基于CSSD的移动采集指纹匹配方法不仅能够提升指纹采集效率,还可以进一步降低不同型号手机硬件差异对定位精度一致性的影响,定位误差小于现有常用方法。

4 结 语

本文提出了一种面向移动采集RSSI指纹的手机自适应压缩感知室内定位方法,针对基于位置服务指纹匹配定位中指纹采集效率与定位一致性问题,通过行人步行中移动采集信号指纹的方式代替常用静态无线信号指纹数据采集工作中繁琐冗长的步骤,利用泛在无线信号的手机自适应稀疏向量相似性进行移动采集指纹匹配定位,从而实现快速采集指纹提升指纹库构建效率,降低不同手机硬件差异对定位一致性的影响。实验结果表明,所提出的移动采集的效率是传统静态采集方法的10倍,采集效率提升了90.83%。即使采用与采集阶段硬件有差异的不同型号手机,所提出的CSSD方法ME平均值为1.96 m,RMSE平均值为2.75 m,定位一致性差异误差平均提高了32.67%,定位结果一致性优于常用的SSD方法。该方法满足了室内环境变化时需要高效率更新指纹库的需求,保证了指纹定位系统服务在大规模室内环境的快速部署和不同定位终端的广泛应用。

在后续研究中,将增加不同硬件手机数量,选择拓扑结构复杂的实验路线和不同手机活动

姿态来验证本文方法的有效性。同时,为了满足不同室内复杂场景多种泛在定位源的定位需求,将结合地图辅助和环境识别方法研究不同室内场景下多源泛在信号移动采集指纹的手机自适应室内定位方法。

参 考 文 献

[1] JANG B, KIM H. Indoor Positioning Technologies Without Offline Fingerprinting Map: A Survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(1): 508-525.

[2] YASSIN A, NASSER Y, AWAD M, et al. Recent Advances in Indoor Localization: A Survey on Theoretical Approaches and Applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(2): 1327-1346.

[3] 陈锐志,郭光毅,陈亮,等. 室内高精度定位技术研究应用现状与发展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1591-1600.
CHEN Ruizhi, GUO Guangyi, CHEN Liang, et al. Application Status, Development and Future Trend of High-Precision Indoor Navigation and Tracking[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1591-1600.

[4] 陈锐志,叶锋. 基于Wi-Fi信道状态信息的室内定位技术现状综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 2064-2070.
CHEN Ruizhi, YE Feng. An Overview of Indoor Positioning Technology Based on Wi-Fi Channel State Information[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 2064-2070.

[5] 薛卫星,李清泉,周宝定. 虚拟AP支持的室内非线性约束区域定位[J]. 测绘学报, 2021, 50(5): 569-579.
XUE Weixing, LI Qingquan, ZHOU Baoding. Virtual AP Based Indoor Localization in Area Without Linear Constraints[J]. *Acta Geodactica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(5): 569-579.

[6] 柳景斌,赵智博,胡宁松,等. 室内高精度定位技术总结与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(7): 997-1008.
LIU Jingbin, ZHAO Zhibo, HU Ningsong, et al. Summary and Prospect of Indoor High-Precision Positioning Technology[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(7): 997-1008.

[7] 王慧强,高凯旋,吕宏武. 高精度室内定位研究评述及未来演进展望[J]. 通信学报, 2021, 42(7): 198-210.
WANG Huiqiang, GAO Kaixuan, LÜ Hongwu. Survey of High-Precision Localization and the Prospect of Future Evolution[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(7): 198-210.

[8] KANG Y M, WANG Q Y, WANG J W, et al. A High-Accuracy TOA-Based Localization Method Without Time Synchronization in a Three-Dimensional Space[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 15(1): 173-182.

[9] SUNG S, KIM H, JUNG J I. Accurate Indoor Positioning for UWB-Based Personal Devices Using Deep Learning[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 20095-20113.

[10] 吴辉,刘哲,胡进. 考虑障碍物的RSSI室内定位传感器多目标优化[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(3): 471-479.
WU Hui, LIU Zhe, HU Jin. Multi-objective Optimization of RSSI Sensor Deployment Considering Obstacles for Indoor Positioning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(3): 471-479.

[11] 李得海,吴文坛,马会林,等. 室内测距型基站组网定位性能分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(1): 1-10.
LI Dehai, WU Wentan, MA Huilin, et al. Positioning Performance of the Indoor Networks of Range-Based Reference Stations[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(1): 1-10.

[12] ZHENG Y, SHENG M, LIU J Y, et al. Exploiting AoA Estimation Accuracy for Indoor Localization: A Weighted AoA-Based Approach[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 8(1): 65-68.

[13] TSAI T T, SHEN L H, CHIU C J, et al. Beam AOD-Based Indoor Positioning for 60 GHz mm-Wave System[C]//The 92nd Vehicular Technology Conference, Victoria, BC, Canada, 2020.

[14] ZHANG W, YU K G, WANG W X, et al. A Self-Adaptive AP Selection Algorithm Based on Multiobjective Optimization for Indoor Wi-Fi Positioning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(3): 1406-1416.

[15] YU D, LI C G. An Accurate Wi-Fi Indoor Positioning Algorithm for Complex Pedestrian Environments[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(21): 24440-24452.

[16] GUO X S, LI L, XU F, et al. Expectation Maximization Indoor Localization Utilizing Supporting Set for Internet of Things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 2573-2582.

[17] 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.

[18] LI Z, LIU J B, YANG F, et al. A Bayesian Density Model Based Radio Signal Fingerprinting Positioning Method for Enhanced Usability[J]. *Sensors*, 2018, 18(11): 4063.

[19] 张恒才, 蔚保国, 秘金钟, 等. 综合PNT场景增强系统研究进展及发展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(4): 491-505.
ZHANG Hengcai, YU Baoguo, BEI Jinzhong, et al. A Survey of Scene-Based Augmentation Systems for Comprehensive PNT[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(4): 491-505.

[20] 柳景斌, 郭英晖, 喻文慧. 一种面向大型室内场景的高可用手机视觉全局定位方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(12): 2301-2312.
LIU Jingbin, GUO Yinghui, YU Wenhui. A Smartphone Based Visual Global Localization Method with High Usability in Large Indoor Spaces[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(12): 2301-2312.

[21] 刘武平, 闵维, 朱欣焰, 等. 面向三边测量定位的信标节点优选算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(2): 296-302.
LIU Wuping, GUO Wei, ZHU Xinyan, et al. Optimal Selection Algorithm of Beacon Nodes in Trilateration Positioning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(2): 296-302.

[22] BI J X, WANG Y J, LI Z K, et al. Fast Radio Map Construction by Using Adaptive Path Loss Model Interpolation in Large-Scale Building[J]. *Sensors*, 2019, 19(3): 712.

[23] BARANIUK R G. Compressive Sensing Lecture Notes[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118-121.

[24] 冯辰. 基于压缩感知的RSS室内定位系统的研究与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
FENG Chen. Research and Implementation of RSS Indoor Positioning System Based on Compressed Sensing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011.

[25] YANG M H, WU H, LIU Z Y, et al. Indoor Positioning Using Public FM and DTMB Signals Based on Compressive Sensing[J]. *China Communications*, 2019, 16(5): 171-180.

[26] FENG C, AU W S A, VALAEE S, et al. Received-Signal-Strength-Based Indoor Positioning Using Compressive Sensing[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 11(12): 1983-1993.

[27] 徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于稀疏度自适应和位置指纹的可见光定位算法[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 38-46.
XU Shiwu, WU Yi, WANG Xufang. Visible Light Positioning Algorithm Based on Sparsity Adaptive and Location Fingerprinting[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(18): 38-46.

[28] 赵增华, 童跃凡, 崔佳洋. 基于域自适应的Wi-Fi指纹设备无关室内定位模型[J]. 通信学报, 2022, 43(4):143-153.
ZHAO Zenghua, TONG Yuefan, CUI Jiayang. Device-Independent Wi-Fi Fingerprinting Indoor Localization Model Based on Domain Adaptation[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(4): 143-153.

[29] HOSSAIN M A K M, JIN Y Y, SOH W S, et al. SSD: A Robust RF Location Fingerprint Addressing Mobile Devices' Heterogeneity[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(1): 65-77.

[30] HE S N, GARY CHAN S H, YU L, et al. SLAC: Calibration-Free Pedometer-Fingerprint Fusion for Indoor Localization[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(5): 1176-1189.

[31] LI Y, WILLIAMS S, MORAN B, et al. A Probabilistic Indoor Localization System for Heterogeneous Devices[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(16): 6822-6832.

[32] YANG F, XIONG J, LIU J B, et al. A Pairwise SSD Fingerprinting Method of Smartphone Indoor Localization for Enhanced Usability[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 566.