

轻量扩展的射频指纹地图构造方法

刘文远^{①②} 刘慧香^① 温丽云^③ 王林^{*①}

^①(燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004)

^②(河北省计算机虚拟技术与系统集成重点实验室 秦皇岛 066004)

^③(河北省质量技术监督局信息中心 石家庄 050091)

摘要: 随着群智感知和机器学习的融合, 基于射频指纹的室内定位技术引起研究者的广泛关注。然而现有工作在指纹地图构建阶段开销过大形成的可扩展性和实时性瓶颈问题。针对这一问题, 该文提出一个新颖的轻量可扩展指纹地图构造方法(FFIL)。在指纹构建阶段, 将整个室内环境划分为多个环路快速分割地图并获取射频指纹; 在指纹匹配阶段, 首先计算 AP 与目标点间的距离, 然后选择与圆环半径最相似的环路上的参考点一一匹配; 在定位阶段, 采用等高线聚类算法来提高定位精度。通过真实数据驱动的大量仿真和实验证明, FFIL 能减小指纹地图构建的开销, 同时提高定位精度和系统实时性。

关键词: 室内定位; 指纹; WiFi; 等高线; 定位精度

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)02-0306-08

DOI: 10.11999/JEIT170338

A Scalable Lightweight Radio Fingerprint Map Construction Method

LIU Wenyuan^{①②} LIU Huixiang^① WEN Liyun^③ WANG Lin^①

^①(School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

^②(The Key Laboratory for Computer Virtual Technology and System Integration of Hebei Province,

Qinhuangdao 066004, China)

^③(Information Center in Quality and Technical Supervision Bureau of Hebei Province, Shijiazhuang 050091, China)

Abstract: Fingerprint-based indoor localization technology is attracted extensive attention of researchers with the fusion of crowd-sensing and machine learning. However, existing approaches have the bottleneck of scalability and instantaneity caused by high radio map construction effort. Focusing on this issue, this paper proposes a novel and scalable lightweight radio map construction method, named FFIL. In the fingerprint construction phase, the whole indoor environment is divided into multi-loop to segment map rapidly and fingerprint data are obtained. In the fingerprint matching phase, the distance is calculated from Access Point (AP) to target firstly, and then the reference point is selected on the loop with most similar with the circle radius to match fingerprint data one by one. In the localization phase, contour-based clustering algorithm is used to improve the positioning accuracy. Abundant simulations and experiments are driven by real data show that FFIL can reduce the overhead of constructing radio fingerprint map and improve the positioning accuracy and the real-time performance of system simultaneously.

Key words: Indoor localization; Fingerprint; WiFi; Contour; Positioning accuracy

1 引言

随着智能手机的快速普及和室内位置服务广泛存在, 导致迫切需要获取细粒度位置信息, 特别是在复杂的室内环境, 比如大型的购物场所、会展中

心等区域。近二十年包括无线局域网(WiFi)^[1-4], 射频识别(RFID)^[5,6], 声音信号(acoustic signals)^[7,8], 可见光通信(visible light communication)^[9], RGB摄像头^[10], 蓝牙通信^[11]等在内的各种无线室内定位技术层出不穷。由于无线网络基础设施的泛在部署和低功耗接入, 基于指纹的无线室内定位技术^[12-16]已成为最广泛使用的室内定位技术。一般来说, 基于指纹的定位技术包括两个阶段: 离线阶段和实时阶段。离线阶段, 在每个采样位置记录从多个无线接入点接收的信号强度来建立指纹数据库; 实时阶段,

收稿日期: 2017-04-17; 改回日期: 2017-09-11; 网络出版: 2017-11-01

*通信作者: 王林 wlin@ysu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61672448, 61772453), 河北省留学归国人员择优资助项目(CL201625)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61672448, 61772453), The Technology Foundation for Selected Overseas Chinese of Hebei Province (CL201625)

相应的定位算法根据用户当前位置接收到的信号强度与指纹数据库中的指纹进行匹配并用最佳指纹估计当前位置。

在设计一个定位系统时通常有 3 个衡量标准：定位精度、部署成本和可扩展性。基于指纹的定位系统，需要在不同的室内场景构建指纹地图，并采用相应的定位算法完成定位。文献[1]最早提出了将 WiFi 信号作为位置指纹实现定位的新思路，采用基于 K-近邻的确定性匹配算法实现定位。文献[2]在 RADAR 的基础上进行了改进，提出将每一个位置上的无线信号指纹拟合为一个高斯分布的统计方法，并通过最大似然估计算法进行指纹匹配来实现定位。文献[17]提出了 INTRI 算法，结合三边测量思想和指纹定位技术实现精确室内定位。这些基于指纹的室内定位系统通常将室内环境划分为网格状，并分别对每个网格构建对应的指纹数据存入指纹数据库中。采用此方案进行定位，需要通过将当前收集到的数据与指纹数据库中的数据一一匹配，取匹配程度最大项对应的位置作为目标位置。这种指纹方案不仅人力消耗大而且实时性也相对较弱。因此，如何快速生成指纹，构建鲁棒的指纹库以及提高定位系统的实时性还是一个待解决的问题。

本文克服传统指纹定位射频地图构造瓶颈，提出一个新的轻量可扩展指纹地图构造方法(FFIL)。在指纹构建阶段，采用环状指纹采样以 AP(Access Point)为圆心， D 为半径的圆环进行区域分割，然后在圆环上设置采样点，对每个采样点(参考点)进行采样；在指纹匹配阶段，首先通过对数路径损耗模型(LDPL)计算 AP 与目标点之间的距离，然后选择与圆半径最相似的圆环上的参考点一一匹配；在定位阶段，采用等高线定位算法估计目标点的位置，首先在与圆环半径最相似的圆环上的参考点中找到一条等高线；然后计算它们的最大连通图，即密集区域；最后在密集区域中通过计算目标到等高线的最短距离来估算出目标点的位置。

本文的主要贡献可归纳为：(1)提出一种结合测距的室内环境可扩展的环状室内射频地图构造方法，通过减少指纹匹配比较次数，大大降低人工勘测开销；(2)采用等高线指纹聚类算法提高指纹匹配精度和位置服务实时性；(3)采用真实射频指纹数据进行实验评价和分析，结果表明本文提出的方法与传统方法相比具有较好性能。

2 定位系统设计

本文设计的 FFIL 是一个中间件定位技术，可以广泛用于基于射频指纹的定位技术中。FFIL 不额

外使用惯性传感器辅助，系统架构如图 1 所示。提出的方法中包含两个模块：离线指纹地图构建模块和在线定位模块。

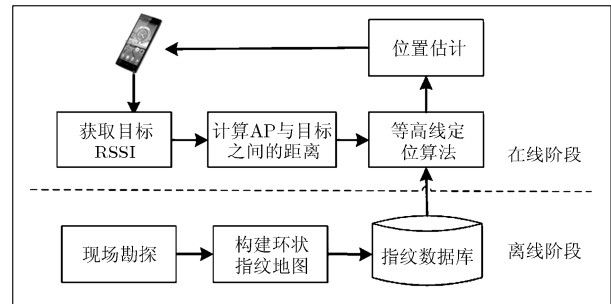


图 1 FFIL 系统架构图

离线阶段，首先要进行现场勘探以察看室内环境以及空间结构，然后构建相应的环状指纹地图并将每个采样点采集的 RSSI(Received Signal Strength Indicator)存入指纹数据库生成射频地图(位置坐标)。在线阶段，可以分为以下几个步骤：(1)通过用户智能手机实时获取当前位置的 RSSI；(2)计算 AP 与目标点之间的距离并找出与圆半径最相近的圆环；(3)采用等高线定位算法将目标位置的位置指纹与指纹数据库中相应圆环上参考点的位置指纹进行匹配；(4)估算目标位置的坐标并返回用户手机。

第 2.1 节中具体介绍指纹地图的构造过程和环状空间分割的多样性。第 2.2 节中详细描述等高线聚类算法的思想和定位过程。

2.1 射频指纹地图构造

(1)基于环状分割的射频指纹采样：为了便于计算位置，目前基于指纹的室内定位系统通常将室内环境划分为网格状且网格宽度相等，如图 2(a)所示。基于网格空间分割的射频指纹地图构造方法存在如下两个问题：(1)在人工勘测阶段需要对每个网格构建对应的指纹数据并存入指纹数据库中，在相对较大的室内空间，采样点个数较多，人力消耗较大，部署较困难。(2)在定位阶段需要通过将当前收集到的数据与指纹库中的数据一一比较，匹配度最高点对应的位置作为目标位置，具有较高时间复杂度从而降低系统实时性。

针对网格采样方案的不足，本文提出一种新型的指纹采样方案，如图 2(b)所示。基于 AP 所在的位置，以 AP 为圆心， D 为半径画圆，将整个室内环境划分为环状，圆环半径逐次增加 D ，然后在每个圆环上设置采样点，采样点之间的距离为 $D/2$ 。文献[18]提出一种基于 CSI(Channel State

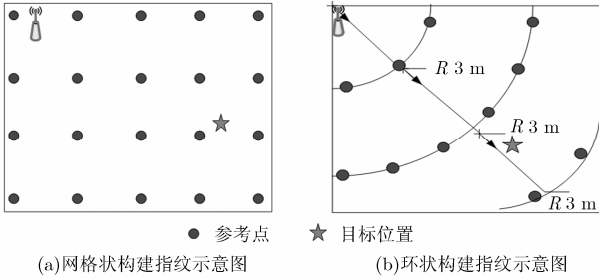


图2 网格状和环状构建指纹示意图

Information)测距的指纹采样策略,虽然将整个室内环境划分为多个环路,通过结合测距减少了指纹匹配时的比较次数,但是它将圆环半径和采样点间的距离都设置为 D ,这样会导致每个环路上的采样点不够而降低定位精度。所以本文提出的指纹采样方案既能结合测距减少指纹构建开销,还能提高定位精度。针对不同的室内环境和 AP 的位置可以选取不同的采样方案。

在每个参考点位置采样完成后,将采样数据存入指纹数据库,然后通过信号传播模型计算 AP 与目标之间的距离 d ,仅需要同 AP 为圆心,半径最接近 d 值的环路上的指纹进行匹配。对于面积较大的室内环境,降低了传统指纹建立的开销,大幅度提高指纹匹配的效率。

D 值的选取与具体的定位需求和室内场景的大小有关。 D 值选取越小,定位精度越高,构建指纹所需的代价也越高。本文中, D 值选取 3.0 m。设某室内环境可以划分为 L 个环路,采样点数据集合可以表示为 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_L\}$,其中 P_i 表示第 i 个环路上采样点集合。对于已知 D ,可以估算出室内采样点个数的上限为

$$P(\text{num}) = \sum_{i=1}^L \frac{2\pi D \cdot i}{D/2} = \sum_{i=1}^L 4\pi \cdot i \quad (1)$$

(2)环状空间分割的多样性: 由于多径影响,人员的走动、开关门以及室内家具和物件的摆放都可能导致严重的“时变误差”^[16]。对于不同的室内空间结构和室内环境,可以选择不同的空间采样方案,图3是几种典型的室内空间采样选择方案,对于接近方形的室内空间环境可以选择图3(a)和图

3(b)采样方案,对于面积较大的方形室内空间且有多径稀疏的室内环境选择图3(a)的采样方案比较好,因为此方案需要与选定的圆环上的参考点一一进行匹配,需要进行的指纹匹配次数较多以及部署相对容易。而对于面积较小且接近方形的室内空间,有丰富的室内环境选择图3(b)比较好,因为只需匹配四分之一环路上的参考点。图3(c)比较适合长方形室内空间且多径稀疏的环境。对于室内走廊,活动人员较多,多径影响较大,可以采用图3(d)所示的采样方案进行划分。

2.2 基于射频等高线聚类的指纹匹配算法

(1)AP 与目标点之间距离估算: 本文采用对数距离路径损耗模型(LDPL)估算 AP 与目标点之间的物理距离。很多研究表明,室内路径损耗遵从对数距离路径损耗模型,如式(2)所示。

$$P_L(d)(\text{dB}) = P_L(d_0) + 10n \lg(d/d_0) + X_\sigma \quad (2)$$

其中, $P_L(d)$ 表示收发设备间距离为 d 时的路径损耗,单位是 dB; $P_L(d_0)$ 表示近距离 d_0 (一般取为 1 m) 时的参考路径损耗,由实际测试得出; n 为路径损耗指数,表明路径损耗随距离增长的速率,它依赖于周围环境和建筑物类型(实验中 n 取值为 2)。 X_σ 标识标准偏差为 σ 的正态随机变量,考虑环境因素, σ 的取值一般在 3.0~14.1 dB 之间变化。将对数距离路径损耗模型(即式(2))转换成对应的 RSSI 结果形式,如式(3)所示。

$$\text{RSSI}(d) = \text{RSSI}(d_0) - 10n \lg(d/d_0) + X_\sigma \quad (3)$$

(2)射频指纹匹配算法: 在指纹数据库建立完成并计算出 AP 与目标点之间的距离后,需要通过定位算法来估算目标点的位置。目前常用的指纹定位匹配算法^[19]有 NN 算法、神经网络算法、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法、K 近邻(K-Nearest Neighbour, KNN)算法、加权 K 近邻(Weighted K-Nearest Neighbour, WKNN)算法、朴素贝叶斯(Bayes)算法、等高线定位(INTRI)算法等。经过对这些匹配算法进行对比与比较(见表1)之后,本文决定采用等高线定位算法来实现位置估算,如图4所示。文献[17]中提出的 INTRI 算法,在室内

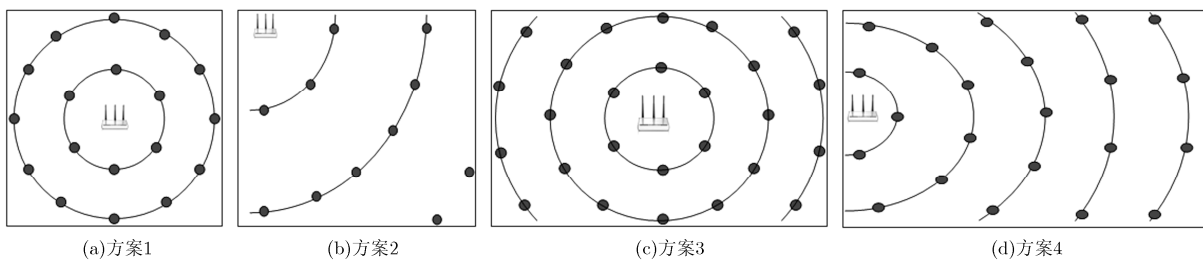


图3 室内空间采样方案

表1 常用定位匹配算法对比

匹配算法	特点	匹配原则	位置估计	工作量	定位误差比较
NN	确定性指纹匹配算法	欧式距离最小	欧式距离最小的一个参考点的位置	大	精度低
KNN	确定性指纹匹配算法	欧式距离最小	欧式距离最小的 K 个参考点的位置平均值	大	精度稍高
WKNN	确定性指纹匹配算法	欧式距离最小	欧式距离最小的 K 个参考点的位置加权	大	精度高
SVM	机器学习方法	结构风险最小化原则	决策函数进行估计	小	精度很低
Bayes	概率型算法	贝叶斯定理	后验概率最大的指纹点	大	精度稍低
INTRI	确定性指纹匹配算法	欧式距离最小	欧式距离最小且权重之和最大的一个点	大	精度高

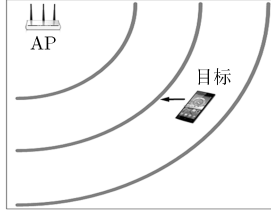


图4 等高线定位算法

空间中部署多个 AP,不仅需要与指纹数据库中所有参考点进行匹配来识别等高线,而且还需要计算等高线上所有参考点的权重,计算复杂度较高,指纹匹配效率低。而本文采用的等高线聚类算法在室内空间中部署一个 AP,首先找出 AP 和目标点之间距离相近的半径,然后只需要在相近半径的圆环上的参考点中寻找等高线,再在这些参考点中计算出它的最大连通图,最后通过计算目标到等高线的最短距离来估算目标位置,降低了计算复杂度和提高了指纹匹配效率。

对于同一 AP,信号等高线由有相同信号强度的参考点组成,且在与圆环半径相似的圆环上。等高线定位算法核心思想是利用三边测量,通过求目标点到等高线的最小距离来找到目标位置。

射频指纹匹配算法步骤如下:

步骤 1 等高线识别。通过在实验环境中评估一个 AP 的信号地图,可观察到一组参考点的 RSSI 值与目标点接收到的 RSSI 值相似,这些参考点形成一条等高线。下面具体介绍在给予指纹库与目标测量信号时怎么形成信号等高线。

假设 N 为相近半径圆环上参考点的总数量, L 为 AP 数量($L=1$), T 为收集的采样总数,在参考点 n 收集的不同时间的多采样为 $f_n(t)$, 记为

$$\{f_n(t) | t = 1, 2, \dots, T_n, T_n > 1\} \quad (4)$$

其中 t 为时间, u_n 为 $f_n(t)$ 的均值,即离线指纹库中在参考点 n 接收到的 RSSI 值, $\sigma^2(f_n)$ 为 u_n 的方差, $v(t)$ 是一个噪音过程, α_n 是一个采样自相关参数 ($0 \leq \alpha_n \leq 1$), 记为

$$\alpha_n = \frac{\sum_{t=1}^{T_n-1} (f_n(t) - u_n)(f_n(t+1) - u_n)}{\sum_{t=1}^{T_n} (f_n(t) - u_n)^2} \quad (5)$$

式中, u_n 的期望值和标准差可以表示为 \bar{f}_n 和 σ_n , 记为

$$\begin{aligned} \bar{f}_n &= u_n, \\ \sigma_n &= \left\{ \frac{\sigma^2(f_n)}{(T_n)^2} \left[\left(\frac{1 - (\alpha_n)^{T_n}}{1 - \alpha_n} \right)^2 + T_n \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - 1 - (\alpha_n)^2 \frac{1 - (\alpha_n)^{2(T_n-1)}}{1 - (\alpha_n)^2} \right] \right\}^{1/2} \quad (6) \end{aligned}$$

在给出离线指纹库 f_n 和在线目标测量值 g 时,可以利用离线指纹的不确定性来描述 g 的方差,用 σ^2 来表示, 记为

$$\sigma^2 = \frac{1}{|N|} \left(\sum_{n \in N} \sigma^2(f_n) \right) \quad (7)$$

其中, N 表示相近半径圆环上的参考点, $|N|$ 是 N 的基数。 $g - f_n$ 表示指纹库与目标 RSSI 之间的差,由此可以计算出 $g - f_n$ 的方差 $v(g - f_n)$, 记为

$$v(g - f_n) = v(g) + v(f_n) = \sigma^2 + \sigma^2(f_n) \quad (8)$$

一个信号等高线记为 S , 由一组与目标 RSSI 相似的参考点组成,对于 g 来说 S 表示参考点的 RSSI 有一个确定的范围。 z 表示信号噪音,决定算法的灵敏度。考虑多径丰富的复杂环境,采用 INTRI 算法思想^[17],若存在障碍物和移动人体的情况,实验中设置 z 为 2。利用式(9)形成信号等高线:

$$g - z\sqrt{\sigma^2 + \sigma^2(f_n)} \leq f_n \leq g + z\sqrt{\sigma^2 + \sigma^2(f_n)} \quad (9)$$

确定等高线之后,想要进一步减小定位误差,需要找到等高线上参考点的密集区域。下面介绍如何发现密集等高线区域。

步骤 2 密集等高线区域划分。由于测量的不确定性,在等高线上可能仍然有偏离的参考点。图 5 中显示了等高线上参考点的空间分布。基于实验观察,发现目标所在位置在参考点形成的区域概率较高。由于无线信号时变效应,有些参考点(如图 5 中 4 号参考点)存在并且远离目标位置,显然滤除这些参考点会大大提高定位精度并降低计算开销。考虑到定位空间连接性,将图 5 中离目标点近的参考点 6, 7, 8, 9 形成一个最大连通分量。

利用最大连通分量算法发现密集等高线区域通过过滤掉不在这个区域的参考点。设等高线上的参

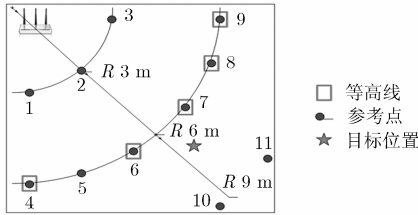


图5 RSS等高线

考点数量为 R ，首先建立一个 $R \times R$ 的邻接矩阵，当 $A(i, j) = 1$ 时，参考点 i 和 j 邻接， $A(i, j) = 0$ 时， $A = 0$ 。通过训练等高线上的参考点找出所有连通分量的成员列表，然后发现最大连通分量，即密集等高线区域。

步骤 3 目标与等高线之间距离计算。传统三边测量定位算法中，将测量距离与目标位置到参考点的距离之差作为目标函数，通过最小化该距离差来降低目标位置估计误差。基于三边测量的思想，本文利用距离来建立 RSS 等高线，计算密集区域中的参考点与等高线之间的距离。

设密集区域中参考点(最大连通图中的参考点)的坐标 $r_n = [x_n, y_n]$ ，等高线上参考点的坐标 $r_m = [x_m, y_m]$ ，密集区域中每个参考点到等高线上每个参考点的距离 d_{nm} 可以用式(10)计算出来，从其中找出最小距离就是目标到等高线的距离，记为 Δn 。

$$d_{nm} = \sqrt{(x_n - x_m)^2 + (y_n - y_m)^2} \quad (10)$$

计算出目标到等高线的距离后，需要计算出目标的具体位置，下面具体介绍如何获取目标位置。

步骤 4 目标位置估计。给出密集区域 R 和目标到等高线的距离 Δn ，对于每一个目标定义它的估计位置坐标 $x = [x, y]$ ，在定位目标时随机分配给密集区域中的每个参考点一个权重 ω_n ，目标的估计位置可以表示为

$$x = \sum_{n=1}^{N^R} \omega_n r_n \quad (11)$$

其中， ω_n 满足归一化和非负性，且选择目标到等高线的距离 Δn 与权重 ω_n 乘积之和最小的权重 ω_n ， $r_n = [x_n, y_n]$ 为密集区域中每个参考点的坐标。

考虑存在 N 个 AP 的室内场景，可将其划分为 n 个子空间 ($n \leq N$)。在单个子空间内可采用本文提出的环状指纹采集和等高线定位方法，但空间分割是计算几何中经典的覆盖问题，非本文讨论重点，在下一步工作中将重点讨论。

3 性能评价

3.1 实验环境

本文采用我们基于 Android 开发的手机应用软

件 testrsi 实现 RSSI 数据采集和指纹标定。硬件平台采用了 3 个不同型号的手机，分别是华为荣耀 4X、华为荣耀 6、魅族 5 s。实验环境分别是位于燕山大学信息科学与工程学院的四层走廊(多径稀疏)以及 403 实验室(多径丰富)。实验场景采样如图 6(a)和图 6(b)所示，实验室长为 7.8 m，宽为 7.2 m；走廊长为 13.8 m，宽为 6.0 m。走廊和实验室分别部署了一个 AP，采用环状指纹采集方案获取数据。

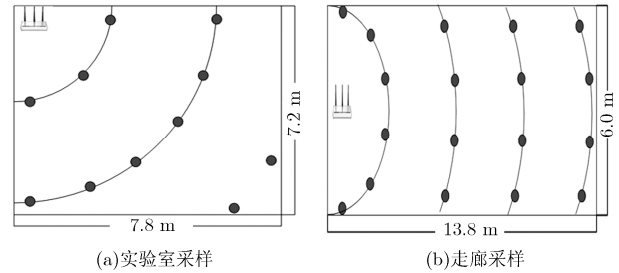


图6 定位区域采样图

在每个位置收集大约 20 到 30 个采样记录，在实验室场景，通过将手机放在一个便携式的桌子上来收集 RSS。在走廊场景，通过人手拿手机移动来收集 RSS，采集数据时有人在走廊走动。

3.2 性能分析

(1)不同指纹采样方案对定位精度的影响：网格指纹采样方案以 1.5 m 为网格宽度进行采样，在图 6(a)场景中需设置 30 个采样点，在图 6(b)场景中需设置 50 个采样点，环状指纹采样方案以 3.0 m 为半径，1.5 m 为两点间的间距进行采样，在图 6(a)场景中需设置 11 个采样点，在图 6(b)场景中需设置 18 个采样点，针对两种指纹采样方案分别在两种场景下的指纹采样数进行对比，对比结果如图 7(a)所示，证明本文提出的环状指纹采样方案可以减少人工开销。

为了保证实验的一致性，两组实验均采用等高线定位算法来实现定位，图 7(b)描述了网格与环状指纹采样方案在两种实验场景下的平均定位误差。实验结果表示在走廊场景中，网格指纹采样方案的平均定位误差为 2.4 m，环状指纹采样方案的平均定位误差为 1.7 m；在实验室场景中，网格指纹采样方案的平均定位误差为 1.8 m，环状指纹采样方案的平均定位误差为 1.4 m。因为在走廊环境中人员走动多、面积较大，RSS 受到的多径影响较大，而在实验室环境中，人员较少，面积较小，RSS 受到的多径影响较小，所以对于同一种指纹采样方案在两种场景下，走廊环境的平均定位误差比实验室环境的平均定位误差要大。

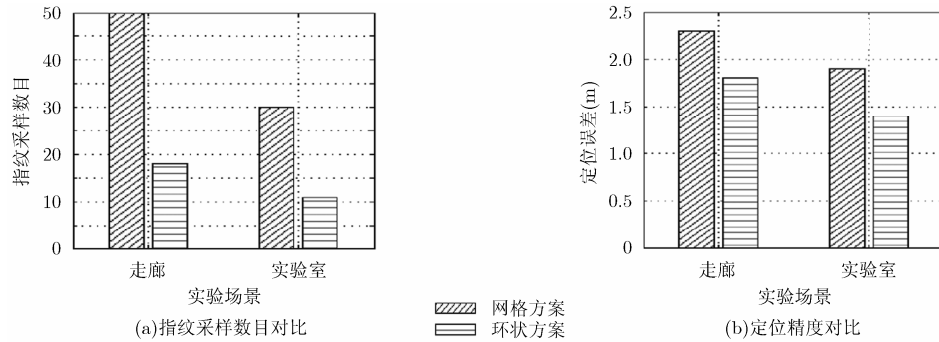


图 7 两种指纹采样方案对比图

(2)构建指纹时, D 值的选取对定位精度的影响:

选择实验室场景作为实验环境, 依次将 D 设置为 2.0 m, 3.0 m, 4.0 m 进行指纹采样, 并观察 D 值选取的不同对定位精度的影响, 如图 8 所示。从图中可以看出 D 值越小, 定位误差越小。当 D 为 2.0 m 时, 半径为 2.0 m, 采样点间隔为 1.0 m, 70% 的情况下可将定位误差控制在 1.0 m 以内; 而 D 为 3.0 m 时, 半径为 3.0 m, 采样点间隔为 1.5 m, 70% 的情况下只能控制在 1.5 m 以内, 这样充分体现了 D 值的选取对定位精度的影响。虽然 D 值越小, 定位精度越高, 但是相对的采样点个数越多, 那么在指纹匹配时需要对比的数量就越多, 在一定程度上削弱了系统的定位实时性。所以在选取 D 值时, 需要一种折中方案, 本文中 D 值选取 3.0 m。

(3)不同设备对定位精度的影响:

由于无线网卡接口的差异, 同一信号在不同型号智能手机可能存在不同测量值, 如图 9 所示。为考察设备多样性对算法性能的影响, 分别用 3 个不同品牌的智能手机(HUAWAI 荣耀 4X, HUAWAI 荣耀 6、魅族 5 s)来收集 RSSI 采样。从图 9 中可以看出, 同一个品牌不同型号的智能手机在同一个参考点位置采集到的 RSSI 不同, 不同品牌的智能手机在同一参考点位置采集到的 RSSI 也不同。

图 10 显示不同设备在同一个实验环境(实验室)

对定位精度的影响, 选用了两个华为手机和一个魅族手机作为实验设备, 华为荣耀 4X 手机 80% 定位精度达到 1.2 m, 同一个品牌不同型号的华为荣耀 6 手机 80% 定位精度达到 1.7 m, 而魅族手机 80% 定位精度达到了 1.6 m。

设备多样性在无线定位方面一直是一个巨大的挑战, 大量用户采用各种手机进行数据采集, 使这个问题变得更加突出, 在本文中, FFIL 对异构设备的容忍性没有得到很好的解决, 未来需要在这个问题进行下一步的探讨。

(4)不同定位算法对比: 经典指纹定位算法 Horus^[2]将 WiFi 信号作为位置指纹实现定位, 提出将每一个位置上的无线信号指纹拟合为一个高斯分布的统计方法, 通过最大似然估计来进行指纹匹配。WKNN 算法^[19]选出前 K 个欧氏距离最小的点, 然后按照每个点对目标点的贡献程度, 依次给出一个权值, 最后将 K 个点的加权质心作为目标点的位置。INTRI 算法^[17]是一个基于等高线的算法, 结合三边测量求目标到等高线的距离来估计目标位置。

在两个实验场景下比较了 4 个算法的定位精度, 在实验室场景下的累积概率密度函数如图 11(a) 所示, 由于实验室的信号测量噪音相对较小, 所以 FFIL 比其它的算法定位精度要高, 因为它不仅考虑到了信号的变化在建立等高线时, 而且还考虑到了

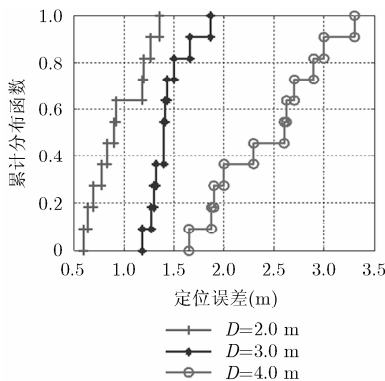


图 8 D 值的选取对定位精度的影响

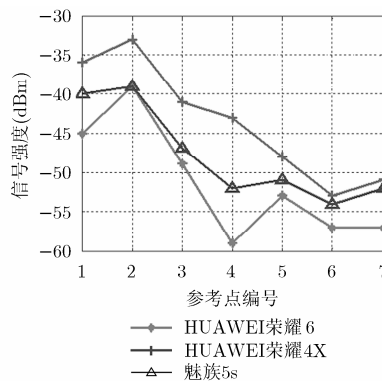


图 9 异构设备采样

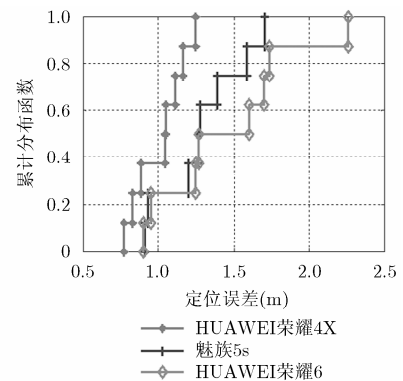


图 10 不同设备对定位精度的影响

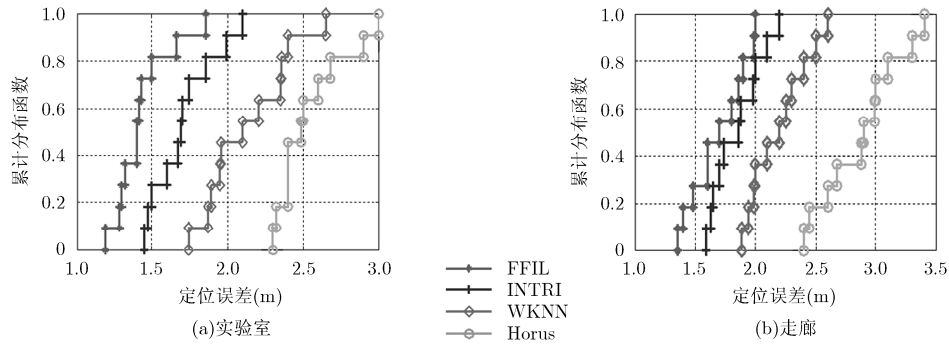


图 11 不同定位算法对定位精度的影响

指纹匹配精度, FFIL 通常可以在不同的环境下工作。在走廊场景下的累积概率密度函数如图 11(b) 所示, 在走廊里有相对较大的信号测量噪音(人员走动), WKNN 的定位精度被分散的最近邻削弱了。Horus 假设了一个确定的信号水平分布在每个采样点, 因此它不能代表真实的信号分布在有限采样下。INTRI 考虑到了信号噪音和距离在等高线上, 减少了目标位置的错误估计。FFIL 不仅考虑了信号噪音和距离, 而且采用了环状指纹采样方案, 减少了指纹采样开销, 提高了指纹匹配, 所以定位精度较高。

4 结束语

本文采用更轻量的指纹采集方案和聚类去噪匹配算法实现更易扩展的室内射频指纹定位方法—FFIL。该方法不仅减少人工勘测开销, 而且大大提高定位精度与系统实时性。FFIL 还未完全克服和解决传统指纹定位技术存在的时变误差, 下一步工作考虑引入卷积神经网络对时空上相对不连续的采样点的相关性建模, 以期优化射频指纹相似度的识别和定位精度。

参考文献

- [1] BAHL P and PADMANABHAN V. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]. IEEE International Conference on Computer Communications, Tel Aviv, Israel, 2000: 775-784. doi: 10.1109/INFCOM.2000.832252.
- [2] YOUSSEF M and AGRAWALA A. The Horus WLAN location determination system[C]. International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, Seattle, Washington, USA, 2005: 205-218. doi: 10.1145/1067170.1067193.
- [3] WANG Jie, GAO Qinghua, PAN Miao, *et al.* Toward accurate device-free wireless localization with a saddle surface model[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(8): 6665-6677. doi: 10.1109/TVT.2015.2476495.
- [4] WANG Jie, GAO Qinghua, YU Yan, *et al.* Time and energy efficient TOF-based device-free wireless localization[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12(1): 158-168. doi: 10.1109/TII.2015.2501225.
- [5] NI L, LIU Y, LAU Y, *et al.* LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID[C]. IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, Fort Worth, Texas, USA, 2003: 407-415. doi: 10.1109/PERCOM.2003.1192765.
- [6] WANG J and KATABI D. Dude, where's my card? RFID positioning that works with multipath and non-line of sight[C]. Special Interest Group on Data Communication, Hong Kong, China, 2013: 51-62.
- [7] TARZIA S, DINDA P, DICK R, *et al.* Indoor localization without infrastructure using the acoustic background spectrum[C]. International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, Bethesda, Maryland, USA, 2011: 155-168.
- [8] LIU K, LIU X, and LI X. Guoguo: Enabling fine-grained indoor localization via smartphone[C]. International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, Taipei, 2013: 235-248.
- [9] YANG Schoon, JUNG Eunmi, and HAN Sangkook. Indoor location estimation based on visible light communication using multiple optical receivers[J]. *IEEE Communications Letters*, 2013, 17(9): 1834-1837. doi: 10.1109/LCOMM.2013.070913.131120.
- [10] ALAHI A, HAQUE A, and LI F. RGB-W: When vision meets wireless[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago, Chile, 2015: 3289-3297. doi: 10.1109/ICCV.2015.376.
- [11] 王小好. 基于蓝牙无线技术的室内定位方法的研究[D]. [硕士学位论文], 浙江工业大学, 2007.
WANG X H. A Study of indoor location based on Bluetooth technologies[D]. [Master dissertation], Zhejiang University of Technology, 2007.
- [12] WU Chenshu, YANG Zheng, and LIU Yunhao. Smartphones based crowdsourcing for indoor localization[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 14(2): 444-457. doi: 10.1109/TMC.2014.2320254.

- [13] WANG H, SEN S, ELGOHARY A, *et al.* No need to war-drive: Unsupervised indoor localization[C]. International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, Low Wood Bay, Lake District, UK, 2012: 197-210.
- [14] LIU Hongbo, YANG Jie, SIDHOM Simon, *et al.* Accurate wifi based localization for smartphones using peer assistance [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2014, 13(10): 2199-2214. doi: 10.1109/TMC.2013.140.
- [15] SEN S, LEE J, KIM K, *et al.* Avoiding multipath to revive inbuilding wifi localization[C]. International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, Taipei, 2013: 249-262.
- [16] SHU Yuanchao, HUANG Yinghua, ZHANG Jiaqi, *et al.* Gradient-based fingerprinting for indoor localization and tracking[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(4): 2424-2433. doi: 10.1109/TIE.2015.2509917.
- [17] HE S, HU T, and CHAN S. Contour-based trilateration for indoor fingerprinting localization[C]. ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems, Seoul, South Korea, 2015: 225-238.
- [18] 王凯. 基于 CSI 测距的轻量级指纹室内定位技术研究[D]. [硕士学位论文], 西安电子科技大学, 2014.
WANG K. Range-based Lightweight Fingerprint Indoor Localization Using CSI[D]. [Master dissertation], Xidian University, 2014.
- [19] 张梦丹, 卢光跃, 王宏刚, 等. 基于指纹算法的无线室内定位技术[J]. 电信科学, 2016, (10): 77-86. doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016267.
ZHANG Mengdan, LU Guangyue, WANG Honggang, *et al.* Wireless indoor localization technology based on fingerprint algorithm[J]. *Telecommunications Science*, 2016, (10): 77-86. doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016267.
- 刘文远: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为移动计算、无线传感器网络、网络安全、无线局域网.
- 刘慧香: 女, 1993 年生, 硕士生, 研究方向为移动计算.
- 温丽云: 女, 1976 年生, 高级工程师, 研究方向为数据治理.
- 王 林: 男, 1981 年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为异构网络导航技术、移动计算、无线传感网络.