

基于距离测量和位置指纹的室内定位方法研究

李方敏^{1),2)} 张 韬¹⁾ 刘 凯²⁾ 刘 果²⁾ 马小林²⁾

¹⁾(长沙学院计算机工程与应用数学学院 长沙 410022)

²⁾(武汉理工大学信息工程学院 武汉 430070)

摘 要 随着 WiFi 网络在世界范围内的迅速普及和广泛部署,基于 WiFi 的室内定位技术由于成本低、易于实现受到了广泛关注.其中,基于 WiFi 的被动式指纹室内定位由于可直接利用现有的商业 WiFi 设备,且不需要待定位目标携带任何设备,因此部署成本低、易扩展,同时还具有良好的非侵入性,故已逐渐成为室内定位技术研究者们广泛关注的热点.目前,已有基于 WiFi 的被动式指纹室内定位技术,如 Nuzzer 和 Pilot 等,其定位过程一般可分为离线和在线两个阶段.离线阶段采集相应的信号,并存储所有参考点生成的指纹数据以构建离线指纹数据库.在线阶段则通过采用与离线阶段相同的处理方式得到待测位置的在线实测指纹,然后将其与离线指纹库中的已有指纹进行匹配,从而估计目标位置.然而,现有工作由于存在两个重要问题,导致定位的实时性和精度都不能令人满意.其一,现有指纹匹配定位方式由于需要在在线阶段将实测指纹与指纹库中的所有指纹进行一一匹配,所以计算量大从而导致定位过程的实时性较差;其二,由于离线指纹库中存在与目标当前位置相隔较远但相似的指纹,而这些指纹很可能对指纹匹配过程造成干扰,进而导致定位误差较大.针对上述两个问题,该文结合位置指纹定位技术和距离测量算法,提出了一种新的位置指纹室内定位方法 ILLFRM.该方法在在线阶段中加入了粗定位,并在进行指纹匹配之前,通过粗定位来过滤离线指纹库中与目标当前位置不相关的指纹,以减少匹配过程中的计算量和避免不相干指纹的干扰,从而同时达到改善定位精度和实时性的目的.通过在空旷大厅和走廊的真实场景进行实验,结果表明,该文提出的方法与 Pilot 和 Nuzzer 相比,定位精度分别提高了约 28% 和 51%.此外,由于一次匹配过程的总耗时不足 200 ms,因此 ILLFRM 可以很好地满足实时性要求.

关键词 WiFi;室内定位;被动式;位置指纹

中图法分类号 TP393 **DOI 号** 10.11897/SP.J.1016.2019.00339

An Indoor Positioning Method Based on Range Measuring and Location Fingerprinting

LI Fang-Min^{1),2)} ZHANG Tao¹⁾ LIU Kai²⁾ LIU Guo²⁾ MA Xiao-Lin²⁾

¹⁾(School of Computer Engineering and Applied Mathematics, Changsha University, Changsha 410022)

²⁾(School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070)

Abstract With the rapid development of WiFi technology, the WiFi network has been in existence widely today around the world. Various indoor positioning technologies based on WiFi have constantly emerged, and already aroused wide attention due to their virtues of low cost and easy implementation. Among of them, the WiFi-based passive fingerprint indoor positioning has become a key interest of research since it is cheap, non-invasive, and easy to extend. In other words, it can be directly deployed on the existing business WiFi equipment without any extra devices binding on the objective. Currently, the existing works on passive fingerprint positioning,

收稿日期:2017-09-26;在线出版日期:2018-07-29. 本课题得到国家自然科学基金(61772088,61502361,61872403)资助. 李方敏,男,1968年生,博士,教授,博士生导师,中国计算机学会(CCF)高级会员,主要研究领域为无线网络资源管理和数据分析. E-mail: lifangmin@whut.edu.cn. 张 韬(通信作者),男,1979年生,博士,讲师,主要研究方向为数据中心网络、物联网. E-mail: 877188236@qq.com. 刘 凯,男,1992年生,硕士,主要研究方向为无线通信网络. E-mail: liudaikai@qq.com. 刘 果,男,1993年生,硕士,主要研究方向为无线通信网络. 马小林,男,1984年生,博士,副教授,主要研究方向为无线通信网络、频谱资源优化、无线传感系统.

such as Nuzzer and Pilot, generally contain two phases, offline and online. The offline phase is mainly responsible for collecting the signals corresponding to the objective, and storing the fingerprint data of all the reference points, thus constructing the offline fingerprint database. In the online phase, the measured fingerprints of the target entity are obtained by the same way, and matched with all the fingerprints in the whole offline fingerprint database, thereby estimating the target position. Nonetheless, the timeliness and accuracy of the existing works are not satisfying because they ignore two important facts including: (1) in the online phase performing the match actions throughout the whole offline fingerprint database spends too much time during the localization, especially when fingerprint database is huge; (2) the offline fingerprint database generally involves some fingerprints which are actually far from the current position of the target, but may interfere with the fingerprint matching. These fingerprints are easy to increase the localization errors, which in turn causes the inaccurately positioning. To address the above two problems, this paper proposes ILLFRM (Indoor Localization Method Based on Location Fingerprint and Range Measurement), which is a novel passive fingerprint indoor positioning method that combines the location fingerprint technology with range measurement algorithm. ILLFRM proactively introduces a heuristic operation, namely “coarse positioning”, in the localization process. Before the fingerprint matching in the online phase, the coarse positioning in advance filters out those fingerprints irrelevant to the current location of the target in the offline fingerprint database, hence the computation load can be significantly reduced, and the interference from those irrelevant fingerprints in the current offline fingerprint database is greatly eliminated at the same time. By this way, ILLFRM ensures not only the accuracy of the positioning results, but the timeliness of the localization process as well. We have run a series of real implementations of ILLFRM in two typical scenarios. The first one is an empty hall whose area is approximately 80 square meters, while the other one is a corridor with the area of 84 square meters. The former scenario can be seen as the typical open environment, and the latter one can be considered as the representative multi-wall environment. The test results show that ILLFRM has better performance compared to the existing passive fingerprint positioning methods. To be specific, the performance revenue of positioning accuracy is about 28% and 51% compared to Pilot and Nuzzer. Besides, the time duration of match process in ILLFRM is less than 200 milliseconds, which testifies that the timeliness of ILLFRM is satisfying.

Keywords WiFi; indoor localization; device-free; location fingerprint

1 引 言

自从 IEEE802.11 局域无线网标准问世以来, WiFi 网络在世界范围内被各种机构和个人在不同环境下广泛部署. 在这种背景下, 基于 WiFi 的室内定位技术^[1-2]快速发展起来. 其中, 被动式室内定位由于具有良好的非侵入式, 越来越受到重视. 目前, 基于 WiFi 的被动式室内定位技术的研究工作主要使用位置指纹来定位. 这种室内定位方法的特点是可以直接利用现有的商业 WiFi 设备实现, 经济成本低, 而

且定位方法简单, 易于扩展, 因而受到广泛关注.

常见的基于 WiFi 的指纹室内定位系统, 例如: Nuzzer^[3]、Pilot^[4]、FiLA^[5]等, 在进行指纹匹配时, 需要将当前待定位处的指纹与目标指纹库中的所有指纹进行一一匹配, 存在计算量过大的问题. 因此, 往往在定位的在线阶段匹配速度太慢, 实时性不强. 其次, 离线指纹库中与目标当前位置相隔较远的参考点的指纹可能会存在与目标位置类似的指纹信息从而对指纹匹配造成干扰, 使得定位误差增大. Nuzzer 和 Pilot 等只能达到 2m 左右的定位精度, 定位精度有待进一步提高.

2 系统原理及构成

基于以上问题,本文提出了一种基于距离测量和位置指纹的室内定位方法(Indoor Localization Method Based on Location Fingerprint and Range Measurement, ILLFRM)。

该方法结合距离测量算法和位置指纹定位方法,在指纹匹配之前加入了粗定位,实现了更好的定位精度。具体而言,该定位方法分为离线阶段和在线阶段两部分。离线阶段构建离线指纹库,在线阶段先通过粗定位确定目标所处位置的区域范围,并过滤离线指纹库,消除离线指纹库中与目标位置不相关的指纹的干扰,然后通过指纹匹配算法完成目标位置的定位。该方法的流程图如图 1 所示。

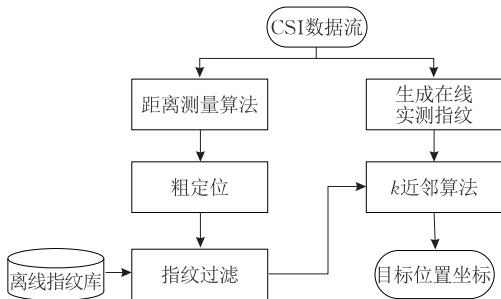


图 1 基于距离测量和位置指纹的室内定位方法的流程图

相比 RSSI(Received Signal Strength Indicator)、CSI(Channel Status Information)可以提供不同频率下多径的幅值和相位,更加精细地描绘了频率选择性信道^[4],而且对于相同的传播环境,CSI 可以保持相对稳定的状态,故本文选择具有更好时间稳定性和空间区分性的 CSI 信号来建立离线阶段的指纹库。

离线指纹库的构建是在离线阶段把多组采样得到的 CSI 数据进行均值处理,得到一组均值,然后对该组均值进行 PCA^[6]处理,提取出主成分,最终结合参考点的位置信息生成具体参考点的指纹。进一步,把针对所有参考点生成的指纹数据存储在数据库中,形成指纹数据库。

在线阶段,通过与离线状态相同的处理方式得到待测位置的在线实测指纹,然后与离线指纹库中的指纹进行匹配定位。然而由于指纹库中包含了所有参考点的指纹信息,因此匹配计算的量很大。而有效的匹配计算应当是与目标位置附近的参考点指纹进行匹配。所以在进行指纹匹配之前,先通过距离测量算法进行粗定位,确定待定位目标所处的大致区

域,并对指纹库过滤,过滤掉部分指纹信息,留下与目标位置相关的指纹数据,然后在剩下的指纹中通过 k 近邻算法^[7]进行指纹匹配,估计出目标的位置坐标。

2.1 距离测量算法

本节首先介绍距离测量算法的基本原理,下节结合距离测量算法,详细阐述如何进行粗定位。

2.1.1 距离测量算法概述

在室内 WiFi 覆盖区域中,无线信号是经过多条传播路径到达 WiFi 接收器的,其中部分无线信号是经过待定位目标反射到达 WiFi 接收器的。当待定位目标移动时,会导致部分多径传播路径发生变化,这些变化会被各个子载波上的 CSI 信号记录^[5,8]。考虑图 2 所示情形,其中第 k 条传播路径被待定位目标反射。在时间 $T=0$ 时,待定位目标处于位置 1,无线信号从发射天线经过待定位目标反射后到达接收天线,该传播路径长度为 $d_k(0)$ 。经过时间 t ,目标移动到位置 2,此时该传播路径长度变为 $d_k(t)$ 。 $d_k(t)$ 可以被 $d_k(0)$ 表示为: $d_k(t) = d_k(0) + \int_0^t v_k(t) dt$,其中 $v_k(t)$ 表示第 k 条传播路径长度的变化速率。位置 1 是先前预测位置,该位置信息已经通过位置指纹定位算法得知,位置 2 的坐标 (x, y) 是待定位的位置。通过位置 1 和 $v_k(t)$ 可以推断位置 2 在以 WiFi 收发器为焦点的椭圆上,且该椭圆的长轴为 $d_k(t)$ 。根据该椭圆就可以确认目标的大致位置,选择位置在该椭圆附近的指纹进行匹配,而过滤掉其他指纹,为下一步指纹匹配作准备。

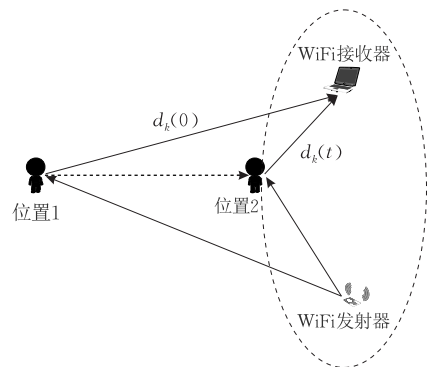


图 2 信号反射示意图

为了确认 $d_k(t)$,需要判断传播路径长度变化方向是增大还是减小。当信号传播路径长度变化方向为增大时, $d_k(t) = d_k(0) + \int_0^t v_k(t) dt$;当信号传播路径长度变化方向为减小时, $d_k(t) = d_k(0) - \int_0^t v_k(t) dt$ 。

为了进一步保证距离测量算法的精度,本文通过 CSI 探测目标移动的时间区间,当目标停止移动时,设置 $v_k(t)$ 为 0。

根据上面分析可知,距离测量算法需要解决通过 CSI 测量信号传播路径长度的变化速率、信号传播路径长度的变化方向和探测目标移动的时间区间三个问题。下面先从总体上阐述如何实现距离测量,然后详细介绍如何解决这三个问题。

距离测量算法的流程如图 3 所示,WiFi 接收器持续监听信道状态信息,并把采集的 CSI 信号送给移动检测模块处理。基本步骤如下:

(1) 移动检测模块持续检测 CSI 信号,判断目标是否发生了移动,若发生了移动,进入步骤(2),否则继续检测 CSI 信号。

(2) 通过速率测量模块和方向测量模块计算 $v_k(t)$ 和方向,接着进入步骤(3)。

(3) 通过先前预测位置的 $d_k(0)$,对 $v_k(t)$ 进行积分,计算 $d_k(t)$,并更新 $d_k(0)$ 。

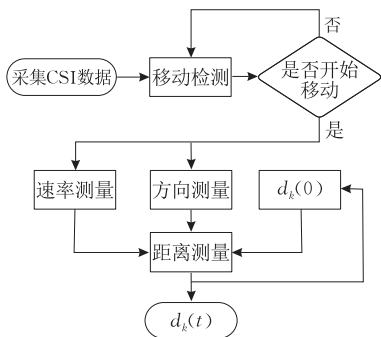


图 3 距离测量算法流程图

2.1.2 传播路径变化速率测量方法

由前文分析可知,待定位目标的移动会导致现有的多径传播发生改变,这些变化会被各个子载波上的 CSI 记录。对于一个中心频率为 f 的子载波信号,经历若干条路径后到达接收天线。无线信号传播的基本理论可知,假设总共有 N 条传播路径,则对于中心频率为 f 的子载波,其 CFR 可以表示为^[8]

$$H(f, t) = e^{-j2\pi\Delta f t} \sum_{k=1}^N a_k(f, t) e^{-j2\pi f \tau_k(t)} \quad (1)$$

其中, $a_k(f, t)$ 是一个复数,表示第 k 条传播路径的初始相位和幅值衰减, $e^{-j2\pi\Delta f t}$ 表示频率偏移造成的相位漂移, $e^{-j2\pi f \tau_k(t)}$ 表示第 k 条传播路径上的相位漂移, $\tau_k(t)$ 表示传播时延^[8]。

假设在 N 条传播路径中,第 k 条传播路径被待定位目标反射。由于无线信号是以光速 c 传播,则传播延时变量 $\tau_k(t) = d_k(t)/c$, $d_k(t)$ 为第 k 条传播路

径长度。由传播延时造成的相位漂移可以表示为 $e^{-j2\pi d_k(t)/\lambda}$, λ 为子载波信号的波长。从相位漂移的公式可以看出,当第 k 条传播路径长度发生一个波长的变化时,该路径上的信号会发生 2π 的相位偏移。但是,由于商业 WiFi 设备的硬件缺陷,导致存在比较大的载波频率偏移 (Carrier Frequency Offset, CFO), 这样的漂移会造成在测量的 CSI 值中存在快速的相位变化,并且 CFO 是动态改变的^[8], 在各个子载波上造成的频率偏移不一样,导致很难直接去区分 CSI 相位的变化是由于 CFO 还是因为目标的移动。虽然存在 CFO 的干扰,但是 CFR (Channel Frequency Response) 的功率信号却可以消除 CFO 的影响,可以被用来推算信号传播路径长度的变化速率 $v_k(t)$ ^[8]。

为了揭示 CFR 功率和 $v_k(t)$ 之间的关系,首先把 CFR 表示为静态 CFR 和动态 CFR 之和。令 $H_d(f, t)$ 表示动态 CFR, 动态 CFR 是由于目标移动造成的传播路径发生改变的 CFR 之和, 根据文献[8]计算形式如下:

$$H_d(f, t) = \sum_{k \in P_d} a_k(f, t) e^{-j2\pi d_k(t)/\lambda} \quad (2)$$

其中, P_d 是传播路径长度发生改变的路径集合, $d_k(t)$ 表示第 k 条传播路径长度。令 $H_s(f, t)$ 表示静态 CFR, 静态 CFR 表示传播路径没有发生改变的 CFR 之和。因此,总的 CFR 可以表示为

$$H(f, t) = e^{-j2\pi\Delta f t} \left(H_s(f, t) + \sum_{k \in P_d} a_k(f, t) e^{-j2\pi d_k(t)/\lambda} \right) \quad (3)$$

在目标移动时, $H_s(f, t)$ 可以看作一个常量,而 $H_d(f, t)$ 中的 $d_k(t)$ 会在短时间内以 v_k 发生变化,可以表示为 $d_k(t) = d_k(0) + v_k t$, 则 CFR 功率可以表示为如下:

$$\begin{aligned} |H(f, t)|^2 = & \sum_{k \in P_d} 2 |H_s(f) a_k(f, t)| \cos\left(\frac{2\pi v_k t}{\lambda} + \frac{2\pi d_k(0)}{\lambda} + \theta_{sk}\right) + \\ & \sum_{\substack{k, l \in P_d \\ k \neq l}} 2 |a_k(f, t) a_l(f, t)| \cos\left(\frac{2\pi(v_k - v_l)t}{\lambda} + \right. \\ & \left. \frac{2\pi(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda} + \theta_{kl}\right) + \sum_{k \in P_d} |a_k(f, t)|^2 + H_s(f)^2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $2\pi d_k(0)/\lambda + \theta_{sk}$ 和 $2\pi(d_k(0) - d_l(0))/\lambda + \theta_{kl}$ 可以看做常量,表示初始相位偏移。从上面公式可以看出, CFR 功率是一个常量和一系列正弦信号之和。正弦信号的频率是信号传播路径长度变化速率 v_k 的函数,因此,可以通过这些正弦信号的频率推算

传播路径的变化速率。

但是使用商业 WiFi 设备采集的 CSI 信号中,除了载波频偏外,还包含有大量的脉冲噪声,这些脉冲噪声主要是来源于 WiFi 设备传输功率的调整、传输速率的调整等内部状态的转变。在通过 CSI 信号观察 v_k 之前,需要尽可能滤除这些脉冲噪声。

使用传统的滤波器,例如:低通滤波器或中通滤波器,并不能很好的滤除这些脉冲噪声,这是因为这些脉冲噪声具有较宽的频谱和较大的能量。但是有趣的是这些脉冲噪声对每个子载波的 CSI 信号影响是相同的,例如:如果传输功率提高 0.1 dB,所有的子载波上的 CSI 流功率都会提高 0.1 dB。另外,每个子载波上 CSI 流记录的信号传播路径长度变化信息也相关。令 $\Delta_k(t) = v_k t$,从式(4)可知,在时间 t ,第 s 个子载波的 CSI 相位可以表示为^[8]

$$\begin{aligned} \cos\left(\frac{2\pi d_k(t)}{\lambda_s} + \theta_k\right) &= \cos\left(\frac{2\pi \Delta_k(t)}{\lambda_s} + \frac{2\pi d_k(0)}{\lambda_s} + \theta_k\right) \\ &= \cos\left(\frac{2\pi d_k(0)}{\lambda_s} + \theta_k\right) \cos\left(\frac{2\pi \Delta_k(t)}{\lambda_s}\right) - \\ &\quad \sin\left(\frac{2\pi d_k(0)}{\lambda_s} + \theta_k\right) \sin\left(\frac{2\pi \Delta_k(t)}{\lambda_s}\right) \\ &= \cos\left(\frac{2\pi d_k(0)}{\lambda_s} + \theta_k\right) \cos\left(\frac{2\pi v_k t}{\lambda_s}\right) - \\ &\quad \sin\left(\frac{2\pi d_k(0)}{\lambda_s} + \theta_k\right) \sin\left(\frac{2\pi v_k t}{\lambda_s}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

由于不同子载波的波长 λ 只有微小的差别,另外 $\Delta_k(t)$ 也非常小,可以认为 $\cos(2\pi \Delta_k(t)/\lambda_1) \approx \cos(2\pi \Delta_k(t)/\lambda_2)$ 和 $\sin(2\pi \Delta_k(t)/\lambda_1) \approx \sin(2\pi \Delta_k(t)/\lambda_2)$,而不同子载波上的 $\sin(2\pi d_k(0)/\lambda_s)$ 和 $\cos(2\pi d_k(0)/\lambda_s)$ 具有较大的差异,这是因为 $d_k(0)$ 比 $\Delta_k(t)$ 大很多, λ 微小的变化,也会导致 $2\pi d_k(t)/\lambda_1$ 和 $2\pi d_k(0)/\lambda_2$ 相差较大。根据上述发现,可以得知不同子载波上的 CFR 都是时间函数 $\cos(2\pi v_k t/\lambda)$ 和 $\sin(2\pi v_k t/\lambda)$ 的线性组合,唯一的区别在于初始相位不同,因此所有的 CSI 流是相关的。

由于脉冲噪声对各个子载波上 CSI 流造成的影响相同,而信号传播路径的变化会在各个子载波的 CSI 流中引入初始相位不同而变化趋势相同的时间函数,即 30 个子载波上的数据具有较高的相关性,故本文使用 PCA^[6,8] 来消除脉冲噪声。具体过程如下:对 30 路子载波上的 CSI 流使用巴特沃斯低通滤波器进行处理,滤除高频噪声,接着以秒为单位,把每个子载波上的 CSI 流作为矩阵 $\mathbf{H}$ 的一列,然后对 $\mathbf{H}$ 进行 PCA 处理,计算主成分。令 h_i 表示第 i 个

主成分, q_i 表示第 i 个特征矢量,则 $h_i = \mathbf{H} \times q_i$ 。由于噪声对各个子载波造成的影响相同,各个子载波的 CSI 信号中噪声信息具有很高的相关性,故这些噪声信息主要集中在 h_1 中,另外 v_k 的信息也被包含在 h_1 。因为 PCA 的各个主成分是不相关的,而子载波上的 v_k 信息包含于两个正交成分 $\cos(2\pi v_k t/\lambda)$ 和 $\sin(2\pi v_k t/\lambda)$ 中。因此,可以通过消除主成分 h_1 来消除脉冲噪声,同时不会丢失 v_k 信息。根据经验,本文选择 h_2 表示 CFR 值,使用 h_2 计算 v_k 。

为了验证是否可以通过 CSI 清晰的获取 v_k ,本文在实验场景中让一个实验人员在 WiFi 收发器中间来回走动 20 s,并记录 CSI 数据,通过对 CSI 进行相应的处理得到 h_2 。由于 $|h_2|^2$ 可以看作是一个常量和一系列正弦信号之和,为了分析正弦信号的频率得到 v_k/λ ,本文对 $|h_2|^2$ 做小波变换,分析对应的时频图,如图 4 所示,可以明显看到,在目标来回走动的过程中,正弦信号的频率也在发生着相应的变化。

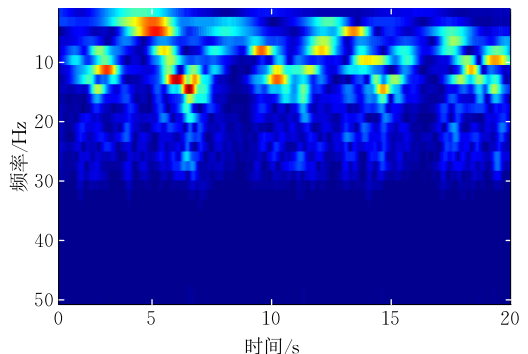


图 4 CSI 信号时频图

由于人体躯干的反射面积最大,故在人体反射的信号中,躯干反射的信号功率最大。为了准确得到正弦信号的频率,本文对小波变换后的数据,在每个时间点进行最大值提取,然后对最大值进行包络处理得到 $f(t)$,如图 5 所示。通过正弦信号的频率函数 $f(t)$,可以计算传播路径变化速率 $v(t) = f(t) \times \lambda$ 。

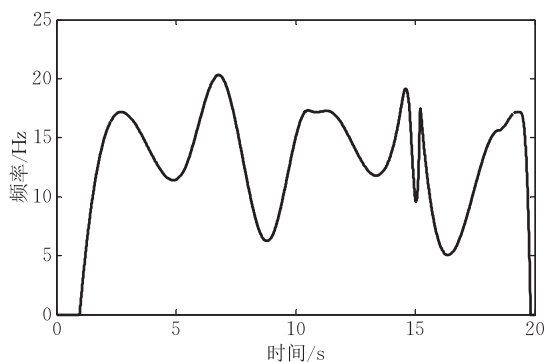


图 5 频率函数 $f(t)$

2.1.3 传播路径变化方向测量方法

在理想环境下,无线信号的能量随着传播距离的增加而衰减,假设有 N 条传播路径,每条传播路径长度为 d_i ,并且假设每条传播路径只反射一次,则接收端接收的每一条传播路径的信号功率 $P(d_i, \Gamma_i, \lambda)$ 可以表示为

$$P(d_i, \Gamma_i, \lambda) = \frac{P_t G_t G_r \Gamma_i \lambda^2}{(4\pi d_i)^2} e^{-j \frac{2\pi d_i}{\lambda}} \quad (6)$$

其中, λ 为波长, d_i 和 Γ_i 是第 i 条传播路径的传播距离和反射系数, $e^{-j \frac{2\pi d_i}{\lambda}}$ 是第 i 条传播路径上的相位漂移, P_t 为发射信号的功率, G_r 和 G_t 分别是接收天线和发射天线的信号功率增益。

在被动式定位中,直接根据接收信号的功率变化来推算传播路径变化方向比较困难。这是由于被待定位目标反射的无线信号功率比较小,往往淹没在其他多径信号中。在前文为了测量传播路径变化速率,把 CFR 分为动态 CFR 和静态 CFR^[8],而动态 CFR 正好表示被目标反射的信号,则通过分析动态 CFR 的幅值就可以推算传播路径变化方向。为了更规范说明,下面使用数学公式进行阐述。在 CFR 的表达式中, $a_k(f, t)$ 表示第 k 条传播路径的初始相位和幅值衰减,其幅值可以表示为

$$|a_k(f, t)| = \left| \frac{P(d_k, \Gamma_k, \lambda)}{P_t} \right| = \left| \frac{G_t G_r \Gamma_k \lambda}{(4\pi d_k)^2} \right| \quad (7)$$

代入式(4)得

$$\begin{aligned} |H(f, t)|^2 = & \sum_{k \in P_d} 2 \left| H_s(f) \frac{G_t G_r \Gamma_k \lambda^2}{(4\pi d_k)^2} \right| \cos \left(\frac{2\pi v_k t}{\lambda} + \frac{2\pi d_k(0)}{\lambda} + \theta_{sk} \right) + \\ & \sum_{\substack{k, l \in P_d \\ k \neq l}} 2 \left| \frac{G_t G_r \Gamma_k \lambda^2}{(4\pi d_k)^2} \frac{G_t G_r \Gamma_l \lambda^2}{(4\pi d_l)^2} \right| \cdot \\ & \cos \left(\frac{2\pi(v_k - v_l)t}{\lambda} + \frac{2\pi(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda} + \theta_{kl} \right) + \\ & \sum_{k \in P_d} \left| \frac{G_t G_r \Gamma_k \lambda^2}{(4\pi d_k)^2} \right|^2 + H_s(f)^2 \end{aligned} \quad (8)$$

可以发现正弦信号的幅值与传播距离的平方成反比,根据正弦信号的振幅就可以推算信号传播路径的变化规律,而正弦信号的振幅可以通过 $|h_2|^2$ 得到。为了验证该方法的有效性,本文在实验环境中,让一个实验人员不断靠近和远离 WiFi 收发器,并采集 CSI 数据。对采集的 CSI 数据作相应的处理得到 h_2 ,然后对 $|h_2|^2$ 进行包络处理,如图 6 所示。根据 $|h_2|^2$ 可以清楚的判断传播路径变化的方向。当 $|h_2|^2$ 呈现减小趋势时,目标远离 WiFi 收发器,传播路径长度变长;当 $|h_2|^2$ 呈现增长趋势时,目标靠

近 WiFi 收发器,传播路径长度变短。该实验结果预测的行走状态与真实的行走状态正好吻合。

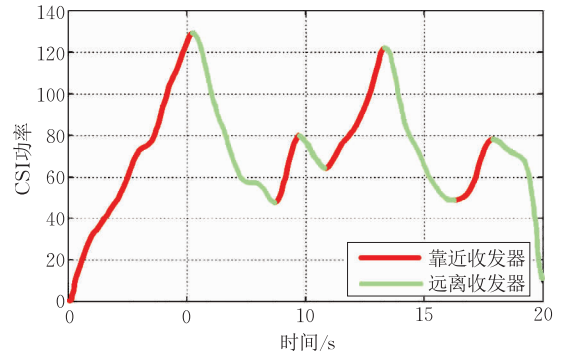


图 6 CSI 功率包络图

2.1.4 移动检测方法

为了进一步提高距离测量算法的计算精度,本文需要判断目标移动的时间区间。在使用 WiFi 信号来判断目标动静的相关工作中, Youssef 等人^[9]利用 RSSI 的均值和方差来进行判断,该方法简单、易实现,但是存在较大的误判率。文献[10]使用各个子载波上 CSI 幅值和相位的相关性来判断目标动静,该方法具有较高的准确性。但是实际实验环境中 CSI 信号的相位信息对人体引入的干扰反应并不明显,难以处理。因此本文使用 CSI 信号的方差和相邻子载波上 CSI 的相关性来判断目标移动的时间区间。

由 CSI 的特性可知,在目标没有移动时,CSI 信号是暂时稳定的,并且各个子载波上的 CSI 信号是不相关的。但是,当目标移动时,CSI 信号会开始波动,各个子载波上 CSI 信号由于包含相同的移动信息,幅值变化具有一定的相关性。根据这些现象,本文可以使用 CSI 信号的方差和相邻子载波上 CSI 的相关性来判断目标移动的时间区间。

同样为了避免噪声的影响,本文使用过滤噪声后的 CFR 来计算 CSI 信号的方差和相邻子载波的相关性,即使用 h_2 和 q_2 计算方差和相邻子载波的相关性。在静止的环境中,主成分 h_2 波动很小,由于 CSI 流的子载波各不相关,特征矢量 q_2 随机波动;当目标移动时, h_2 幅值波动变大,另外,各个子载波上的 CSI 流变得相关,导致 q_2 变化很平滑。本文计算 h_2 方差为 $E(|h_2|^2)$,计算相邻子载波的相关性^[8]为

$$\delta = \frac{1}{s-1} \sum_{l=2}^s |q_2(l) - q_2(l-1)| \quad (9)$$

其中, s 表示子载波个数, $|q_2(l) - q_2(l-1)|$ 表示相邻子载波上 CSI 信号相关系数的差异。当目标开始移动时, $E(|h_2|^2)$ 值变大, δ 值却变小。为了更好判

断目标移动的时间区间,本文定义移动指示器 I_t 为 $E(|h_2|^2)/\delta$,因为它比 $E(|h_2|^2)$ 和 δ 有着更尖锐的边界。

在实验环境中,通过对 CSI 数据处理,并计算 I_t 。如图 7 所示,可以发现 I_t 在待定位目标移动和静止两种状态下具有较大的差异,故可以通过 I_t 明确确定目标移动的时间区间。通过经验设置一个阈值 I ,当 I_t 大于阈值 I 时,判断目标开始移动,当 I_t 小于阈值 I 时,判断目标处于静止状态。

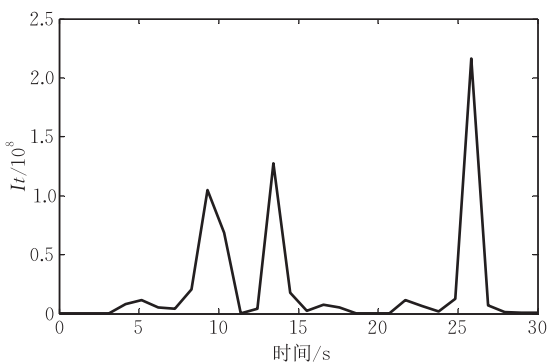


图 7 移动指示器

2.2 基于距离测量的在线粗定位

本节首先结合距离测量算法阐述如何进行粗定位,并过滤指纹,然后引入容错机制来消除由于距离测量误差导致的指纹匹配失败的情况。

2.2.1 粗定位原理

理想情况下,在时间 $T=0$ 时,待定位目标在先预测位置 (x_0, y_0) , (x_0, y_0) 到 WiFi 收发器的距离为 $d_k(0)$,经过时间 t ,目标移动到某一个位置 (x, y) , (x, y) 到 WiFi 收发器的距离为 $d_k(t)$,通过 $d_k(t) = d_k(0) + \int_0^t v_k(t) dt$ 可以计算得到 $d_k(t)$,即点 (x, y) 在以 WiFi 收发器为焦点的椭圆上,且该椭圆的长轴为 $d_k(t)$ 。如图 8 所示,把一个定位区域划分为多个方格,每个方格的中心作为一个参考点, WiFi 接收器和发射器位置如图所示。在时间 t ,以 WiFi 收发器为焦点,长轴为 $d_k(t)$ 的椭圆为图 8 中所示椭圆,目标的位置 (x, y) 在该椭圆上。通过该椭圆信息,可以粗略确定目标位置在 6、7、8、9、10、11、15、16、17、18、19、20 这些参考点附近。这是因为椭圆穿过这些参考点所在的方格,即这些参考点到 WiFi 收发器的距离接近 $d_k(t)$ 。在下一步的指纹匹配中,就可以过滤掉 1、2、3、4、5、12、13、14、21、22、23、24、25 这些参考点,仅对保留下的指纹数据进行指纹匹配。这样不仅减少了指纹匹配的次数,而且减少了与目标位置不相关的指纹的干扰。

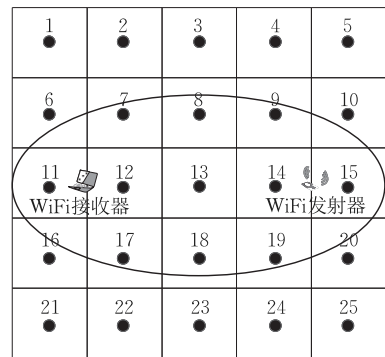


图 8 理想情况的粗定位

但是在实际情况中, $d_k(t)$ 存在一定的误差, $d_k(t)$ 是通过 $d_k(t) = d_k(0) + \int_0^t v_k(t) dt$ 计算得到的,从公式中可以看到影响 $d_k(t)$ 精度有 $d_k(0)$ 、 t 和 $v_k(t)$ 三个变量。为了方便和简化,一般把 t 取固定值,例如: t 为 1 s。假设 $d_k(0)$ 的误差区间为 $[-u, u]$, $\int_0^t v_k(t) dt$ 的误差区间为 $[-r, r]$,则 $d_k(t)$ 的误差区间为 $[-u-r, u+r]$ 。由于 $d_k(t)$ 存在一定的误差,导致以 WiFi 收发器为焦点、长轴为 $d_k(t)$ 的椭圆也存在一个椭圆区间,如图 9 所示,两个虚线椭圆长轴分别为 $d_k(t) - u - r$ 和 $d_k(t) + u + r$,两虚线椭圆构成一个粗定位区间,为图 9 中灰色区域,该粗定位区间就是最后的粗定位结果。根据该粗定位区间,可以过滤掉参考点 1、5、12、13、14、21、25,为下一步指纹匹配做准备。

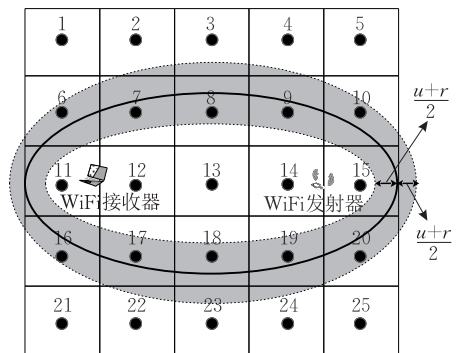


图 9 实际情况的粗定位

另外,在初始状态,待定位目标的位置未知,而距离测量算法需要一个先前预测位置 (x_0, y_0) 来计算 $d_k(0)$,所以在初始状态,只能使用类似 FiLA 之类的传统的位置指纹定位方法确定目标的位置 (x_0, y_0) ,将该位置作为先前预测位置,计算 (x_0, y_0) 到 WiFi 收发器的距离 $d_k(0)$ 。已知 $d_k(0)$ 后,接下来的位置指纹定位过程中就可以使用基于距离测量的 $d_k(t)$ 进行粗定位,并实时更新 $d_k(0)$ 。

2.2.2 粗定位区间的容错机制

由上节介绍可知, $d_k(t)$ 存在一定的误差, 误差区间为 $[-u-r, u+r]$, 故粗定位的椭圆区间为以 WiFi 收发器为焦点的椭圆, 其长轴取值区间为 $[d_k(t)-u-r, d_k(t)+u+r]$, 其中 u 和 r 的取值决定了粗定位性能的好坏. u 和 r 取值过大, 粗定位的定位区间过大, 过滤掉的指纹个数较少, 并导致接下来的指纹匹配阶段需要较多的指纹匹配次数; u 和 r 的取值过小, 可能过滤掉最相关的参考点位置, 导致定位精度下降.

本文 u 取值的规则为: $u=2u_l$, u_l 为不使用粗定位, 而直接使用离线指纹生成和在线指纹匹配进行室内定位的平均定位误差. 本文 u 取值为 $2u_l$, 是因为存在如下结论: 假设通过指纹定位估计的位置为 (x_0, y_0) , 而目标真实的位置为 (x'_0, y'_0) , 点 (x_0, y_0) 与点 (x'_0, y'_0) 之间距离为 u_l , 点 (x_0, y_0) 到 WiFi 收发器的距离之和为 d_0 , 点 (x'_0, y'_0) 到 WiFi 收发器的距离之和为 d_1 , 则 $|d_1-d_0| < 2u_l$. r 取值的规则为: $r=r_d$, r_d 为在时间 t 范围内距离测量算法的平均距离误差. 根据平均定位误差 u_l 和平均距离误差 r_d 可以在指纹匹配次数和定位精度中取一个合理的折中, 在尽可能过滤掉大部分指纹的情况下, 保留大部分与目标位置相关的参考点的指纹.

但是由于室内环境复杂多样, 在某些情况下, 可能导致粗定位区间把大部分与目标位置相关的指纹过滤掉了, 为了保证一定的定位精度, 本文使用一个匹配阈值 T , 当在线采集的指纹与粗定位保留的指纹的匹配度都未达到匹配阈值 T , 则认为粗定位区间设置错误, 必须扩大误差区间为 $[d_k(t)-2 \times (u+r), d_k(t)+2 \times (u+r)]$, 由于误差区间 $[d_k(t)-u-r, d_k(t)+u+r]$ 内的指纹已经匹配过, 此时只需要匹配 $[d_k(t)-2 \times (u+r), d_k(t)-u-r]$ 和 $[d_k(t)+u+r, d_k(t)+2 \times (u+r)]$ 误差区间内的指纹, 如果再次保留的指纹的匹配度都未到达匹配阈值 T , 则认为离线指纹库必须更新.

3 系统评估

3.1 距离测量算法测试与移动阈值设置

在距离测量算法中, 本文通过移动检测方法确定目标移动的时间区间, 在移动时间区间内, 通过传播路径变化速率测量方法和方向变化测量方法推算出目标到 WiFi 收发器的距离, 故在距离测量算法中第一步需要确定目标移动的时间区间. 由前文可

知, 当移动指示器 It 大于阈值 I 时, 判断目标开始移动, 当 It 小于阈值 I 时, 判断目标处于静止状态.

当阈值 I 取值过大, 目标已经开始移动, 但是移动指示器 It 可能判断目标处于静止状态, 会把目标移动的时间区间缩小, 导致距离测量算法误差过大. 当阈值 I 取值过小, 目标处于静止状态, 由于环境噪声的干扰, 可能导致移动指示器 It 判断目标处于移动状态, 把目标移动的时间区间扩大, 但是尽管目标移动的时间区间被扩大, 根据传播路径变化速率测量方法测量得到的 $v_k(t)$ 接近于零, 最终对距离测量算法不会引入过多的误差. 因此, 阈值 I 设置过小的情况造成的影响小于阈值设置过大的情况. 虽然 $v_k(t)$ 在静止环境中接近于零, 但是为了进一步避免静止时间区间 $v_k(t)$ 的干扰, 提高距离测量的精度, 需尽可能准确的确定目标移动的时间区间, 而该问题的关键在于阈值 I 的取值.

本文在实验环境中, 分别采集目标处于静止和移动两种状态时的 CSI 数据, 然后计算两种状态下的 It 值. It 值在静止和移动两种状态下分布的概率直方图如图 10 所示. 两种状态下的 It 值并不是完全隔离的, 存在一定的重合. 由前面的分析可知, 当目标处于移动状态, 移动检测方法发生误判的情况对距离测量算法造成的影响更大, 故需要保证移动检测方法能够正确判断目标移动的情况下, 尽可能减少移动的时间区间, 故本文设置阈值 I 为实验环境中在目标移动状态下 It 的最小值, 即 I 设置为 1×10^7 .

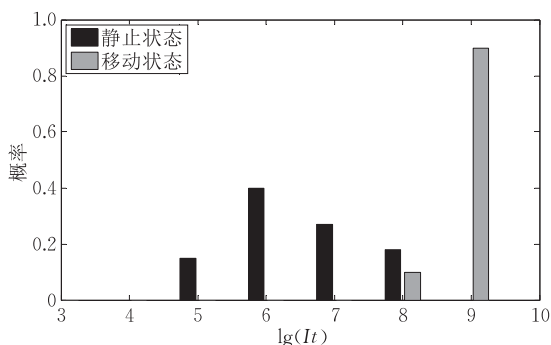


图 10 移动指示器分布图

本文在使用阈值 I 确定目标移动的时间区间后, 使用传播路径变化速率测量方法和方向变化测量方法推算出目标到 WiFi 收发器的距离. 为了验证距离测量算法的有效性, 本文在实验环境中, 固定 AP 和 DP 的位置, 然后规划多条行走路径, 实验人员从路径起点按照正常行走速度移动到路径终点, 每条行走路径长度为 8 m. 把每条路径的起点作为

先前预测位置,然后通过距离测量算法计算 $d_k(t)$. 距离测量算法首先根据阈值 I 确定实验人员从路径起点 (x_0, y_0) 到终点 (x_1, y_1) 的移动时间区间 $[t_0, t_1]$, 根据 $d_k(t_1) = d_k(t_0) + \int_{t_0}^{t_1} v_k(t) dt$ 计算终点到 WiFi 收发器的距离 $d_k(t_1)$, 其中 $d_k(t_0)$ 为起点 (x_0, y_0) 到 WiFi 收发器的距离. 令 d_k 表示终点 (x_1, y_1) 到 WiFi 收发器的实际距离, $d_k(t_1)$ 表示根据距离测量算法计算在时间 t_1 实验人员到 WiFi 收发器的距离. 理论上, $d_k = d_k(t_1)$, 但是由于环境噪声的干扰和硬件设备的缺陷, $d_k(t_1)$ 与真实的距离值 d_k 之间存在一定的误差. 在 $\lg(I)$ 取值不同的情况下, 在 8 m 的移动范围内, $d_k(t_1)$ 误差累积概率分布如图 11 所示.

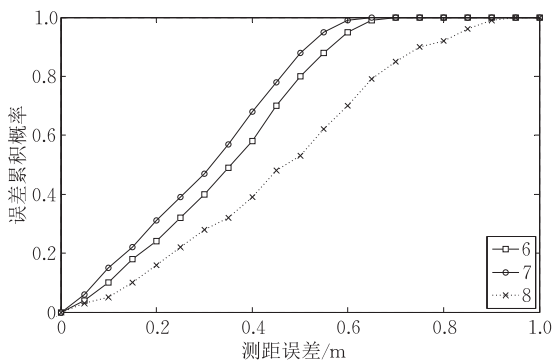


图 11 距离测量算法的测距误差累积概率($\lg(I)=7$ 时测量效果最好, $\lg(I)=6$ 及 $\lg(I)=8$ 时测量精度较差)

可以明显看出 $\lg(I)$ 设置为 7 时, 距离测量精度最好, 而 $\lg(I)$ 设置为 6 时精度次之, $\lg(I)$ 设置为 8 时精度最差. 这是因为当 $\lg(I)$ 设置为 6 时, 导致移动时间区间 $[t_0, t_1]$ 被扩大, 而 $v_k(t)$ 会在扩大的时间区间内额外引入误差; 而 $\lg(I)$ 设置为 8 时, 缩小了移动时间区间 $[t_0, t_1]$, 导致 $d_k(t_1)$ 比真实的 d_k 小. 而 $\lg(I)$ 设置为 7 保证了在扩大移动时间区间的同时, 尽可能接近真实的移动时间区间, 从而达到最好的测量效果. 在该条件下, 从上图中可以看出在移动 8 m 的范围内, 距离测量算法的平均误差为 0.31 m.

3.2 粗定位区间和匹配阈值设置

由公式 $d_k(t) = d_k(0) + \int_0^t v_k(t) dt$ 可知, $d_k(t)$ 的精度取决于 $d_k(0)$ 和 $\int_0^t v_k(t) dt$ 的精度. 由前文可知, $d_k(0)$ 的误差区间为 $[-u, u]$, $\int_0^t v_k(t) dt$ 的误差区间为 $[-r, r]$, 则 $d_k(t)$ 的误差区间为 $[-u-r, u+r]$. $d_k(t)$ 的误差区间取值过大, 会导致粗定位区域较

大, 过滤掉的指纹个数较少; u 和 r 的取值过小, 可能把最相关的参考点位置排除在粗定位区域外, 导致定位精度下降, 故需要设置一个合理的值.

在不使用粗定位的情况下, 室内定位方法的平均定位精度 1.71 m, 故本文设置 u 为 3.42 m. 在距离测量算法的实验中, 在移动路径为 8 m 的范围内, $d_k(t_1)$ 平均测距误差为 0.31 m. 通常目标的位置更新时间间隔为 1 s, t 设置为 1 s. 在 1 s 内目标移动的距离远小于 8 m, 故本文设置 r 为 0.31 m. 另外, 在离线指纹库中的相同位置的指纹的欧式距离最大值小于 4, 故本文匹配阈值 T 设置为 4.

3.3 整体定位实验结果和分析

本文将通过实验来验证基于距离测量和位置指纹的室内定位方法 ILLFRM 的定位性能, 并与常见的基于 WiFi 的被动式室内定位算法进行对比, 例如: Nuzzer^[3] 和 Pilot^[4].

为了验证定位系统的有效性, 本文在两个典型的室内环境下对所提的室内定位方法进行相关实验^[11], 如图 12 所示: (a) 场景 1. 空旷的大厅, 面积约 $8 \times 10 = 80 \text{ m}^2$; (b) 场景 2. 走廊, 约 $2.8 \times 30 = 84 \text{ m}^2$. 大厅和走廊可以分别视为空旷环境和多墙环境.



(a) 大厅



(b) 走廊

图 12 室内实验场景

在实验场景 1 中,以矩形网格形式总共选取 $6 \times 7 = 42$ 个参考点,每个参考点间距 $\varphi = 1.2\text{ m}$;在实验场景 2 中,以同样方式总共选取 $2 \times 20 = 40$ 个参考点,同样每个参考点间距 $\varphi = 1.2\text{ m}$. 使用一个 AP 和一个 DP 建立场景 1 和场景 2 的离线被动式指纹库. 在基于距离测量和位置指纹的室内定位方法中,本文使用前文分析的最优参数,即 I 设置为 1×10^7 , $u = 3.42\text{ m}$, $r = 0.31\text{ m}$. 另外,采样频率设置为 200 Hz . 为了保证实验一致性,Nuzzer 和 Pilot 使用相同的实验场景设置,区别仅仅在于指纹定位方法不同. 定位误差累积概率如图 13 和图 14 所示. 从表 1 和表 2 可以明显看出,无论在场景 1 还是在场景 2,本文所提出的 ILLFRM 都能获得比 Nuzzer 和 Pilot 更好的定位精度. 实验结果表明,在场景 1, Nuzzer 平均定位误差 2.7 m ,最大定位误差 8.5 m . Pilot 平均定位误差 2.0 m ,最大定位误差 6.0 m ,而本文的 ILLFRM 平均定位误差为 1.4 m ,最大定位误差 5.0 m . 可以看出 ILLFRM 相比较其他定位方法,可以获得更好的定位精度. 在场景 2 可以得到相似的实验结果. 类似地,相比于 Wang 等人在文献 [12-13]中提出的利用深度学习的定位方式,本文所提出的算法依然能够获得更好的定位精度.

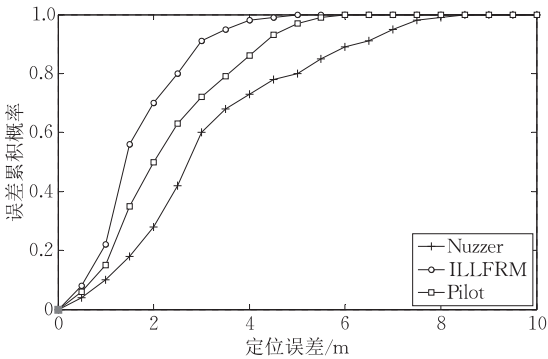


图 13 场景 1 的整体定位误差累积概率

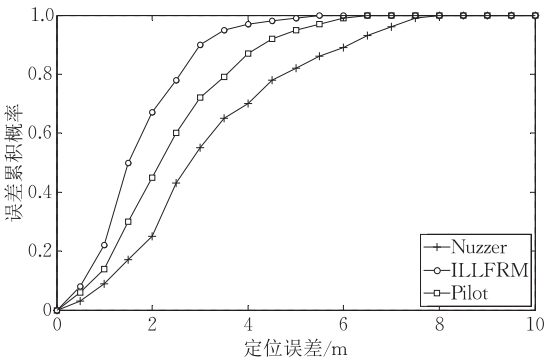


图 14 场景 2 的整体定位误差累积概率

表 1 场景 1 的定位精度		(单位:m)	
	ILLFRM	Pilot	Nuzzer
平均误差	1.4	2.0	2.7
最大误差	5.0	6.0	8.5
80%精度	2.5	3.6	4.9
90%精度	3.0	4.2	6.2

表 2 场景 2 的定位精度		(单位:m)	
	ILLFRM	Pilot	Nuzzer
平均误差	1.5	2.2	2.8
最大误差	5.5	6.5	8.0
80%精度	2.6	3.6	4.7
90%精度	3.0	4.3	6.1

ILLFRM 由于使用具有更好时间稳定性和空间区分性的 CSI 信号,并且通过 PCA 处理 30 路子载波上的 CSI 信号,最大程度上保留了与参考点位置相关的信息,从而建立的离线指纹库可以实现更好的定位效果. 此外,一方面通过距离测量算法限制了指纹匹配的区间,剔除了不相干指纹的干扰,可以进一步提高定位精度.

ILLFRM also 具有 很 好 的 实 时 性, 本 文 在 一 个 Lenovo 笔记本平台上计算 ILLFRM 所消耗的时间,该 Lenovo 笔记本装配有 Intel i5-2410M 的 CPU 和 4GHz 的 RAM. 在采样频率为 200 Hz 的情况下,ILLFRM 对 1 s 内采集的 CSI 数据使用距离测量算法所消耗的时间平均为 122 ms ,在线指纹生成和指纹匹配所消耗时间之和平均为 27 ms ,所消耗的总时间不超过 200 ms . 在常见的室内定位场景下,ILLFRM 可以很好的满足实时性要求.

4 结束语

在线定位阶段,本文首先通过距离测量算法计算目标移动后所处位置到 WiFi 收发器的距离 $d_k(t)$,通过 $d_k(t)$ 进行粗定位. 接着,选择在该粗定位区域内的参考点的指纹,而过滤掉指纹库中的其他指纹数据,这样不仅可以减少下一步指纹匹配阶段指纹匹配的次數,而且可以过滤掉大部分具有一定干扰的与目标当前位置无关的指纹. 实验结果表明,该距离测量算法具有较高的测距精度,在 8 m 的移动距离范围内,平均测距误差为 0.31 m . 最后实现了基于距离测量和位置指纹的室内定位系统,在大厅和走廊两种室内场景中平均定位精度为 1.4 m 和 1.5 m ,获得了比 Nuzzer 和 Pilot 更好的定位精度. 本文所提出的算法虽然相比同类研究已经能够

获得更好的效果,但是在指纹库的建立和多人定位方面依然存在一些不足之处.首先,由于离线指纹库的建立依赖于实验环境的稳定性,因此当环境发生变化时,相应的指纹库也许要重新建立.其次,在多人情况下 WiFi 信号多径问题更加复杂,本算法所涉及的模型可能无法实现有效的定位.因此,在后续工作中本文将考虑使用众包或离线感知的方式解决建立离线指纹库所需高昂人力成本的问题,同时,对于多人定位的问题本文将考虑采用更加符合多人条件下多径信号的模型并引入 CSI-MIMO^[14]从而获取更加丰富的信息进行定位方案改进与设计.

参 考 文 献

- [1] Youssef M, Agrawala A. The Horus WLAN location determination system//Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. Seattle, USA, 2005: 205-218
- [2] Wu C, Yang Z, Liu Y, et al. WILL: Wireless indoor localization without site survey. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2013, 24(4): 839-848
- [3] Seifeldin M, Saeed A, Kosba A E, et al. Nuzzer: A large-scale device-free passive localization system for wireless environments. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(7): 1321-1334
- [4] Xiao J, Wu K, Yi Y, et al. Pilot: Passive device-free indoor localization using channel state information//Proceedings of the 33rd IEEE International Conference on Distributed Computing Systems(ICDCS 2013). Philadelphia, USA. 2013: 236-245
- [5] Wu K, Xiao J, Yi Y, et al. FiLA: Fine-grained indoor localization//Proceedings of the 31st Annual IEEE International Conference on Computer Communications. Orlando, USA, 2012: 2210-2218
- [6] Chen Ci, Mu Nan, Zhang Chen, et al. Indoor fingerprint positioning model based on principal component analysis.

Journal of Software, 2013, 24(Supplement(1)): 98-107(in Chinese)

(陈祠, 牟楠, 张晨等. 基于主成分分析的室内指纹定位模型. *软件学报*, 2013, 24(增刊(1)): 98-107)

- [7] Shin B, Lee J H, Lee T, et al. Enhanced weighted K -nearest neighbor algorithm for indoor Wi-Fi positioning systems//Proceedings of the 2012 8th International Conference on Computing Technology and Information Management (ICCM). Seoul, South Korea, 2012: 574-577
- [8] Wang W, Liu A X, Shahzad M, et al. Understanding and modeling of WiFi signal based human activity recognition//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Paris, France, 2015: 65-76
- [9] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: Device-free passive localization for wireless environments//Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking. Montreal, Canada, 2007: 222-229
- [10] Wu C, Yang Z, Zhou Z, et al. Non-invasive detection of moving and stationary human with WiFi. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(11): 2329-2342
- [11] Wu Z, Xu Q, Li J, et al. Passive indoor localization based on CSI and Naive Bayes classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 48(9): 1566-1577
- [12] Wang X, Gao L, Mao S. BiLoc: Bi-modal deep learning for indoor localization with commodity 5 GHz WiFi. *IEEE Access*, 2017, 5: 4209-4220
- [13] Wang X, Gao L, Mao S, et al. CSI-based fingerprinting for indoor localization: A deep learning approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(1): 763-776
- [14] Chapre Y, Ignjatovic A, Seneviratne A, et al. CSI-MIMO: Indoor Wi-Fi fingerprinting system//Proceedings of the 39th IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN). Edmonton, Canada, 2014: 202-209



LI Fang-Min, born in 1968, Ph. D., professor. His current research interests include wireless network resource managing and data analyzing.

ZHANG Tao, born in 1979, Ph. D., lecturer. His current research interests include data center network and

Internet of Things.

LIU Kai, born in 1992, M. S. His current research interests include wireless communications and networks.

LIU Guo, born in 1993, M. S. His current research interests include wireless communications and networks.

MA Xiao-Lin, born in 1984, Ph. D., associate professor. His current research interests include wireless communications and networks, radio resource optimization, and wireless sensing systems.

Background

Since the standard of IEEE 802.11 was issued, the WiFi technology was widely deployed, and the WiFi-based indoor positioning technologies have also aroused wide attention. Among of these technologies, the passive fingerprint indoor positioning technology becomes increasingly attractive due to its non-invasive character.

The passive fingerprint positioning generally has two phases: offline phase and online phase. The former collects the corresponding signals to build the offline fingerprint database, while the latter matches the online measured fingerprints with all the fingerprints in the offline fingerprint

database, thus estimating the target position. In the online phase, there are some fingerprints in the offline fingerprint database. They are far from the current position of the target, and may interfere with the fingerprint matching, resulting in inaccurately positioning. To address this problem, this paper adds coarse positioning in the online phase. Before the fingerprint matching, the coarse positioning filters irrelevant fingerprints to the current location of the target in the offline fingerprint database, thus avoiding the interference of irrelevant fingerprints and improving the measured accuracy of the positioning results.