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述,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, 而这些指纹很可能会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, 本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,本文提出的方法与 Pilot 和 Nuzzer 相比,定位精度分别提高了约 28%~51%。此外,由于一次匹配过程的总耗时不 足 200ms, 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; 指纹

中图法分类号 TP393

An Indoor Localization Method Based on Location Fingerprint and Range Measurement

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, China, 410022)
²⁾(School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, China, 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 passive fingerprint positioning, such as Nuzzer and Pilot, generally contains two phases, offline and online. The offline phase is mainly responsible for collecting the

本课题得到国家自然科学基金 (No.61772088)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, 主要研究领域为数据中心网络、 物联网. E-mail: 877188236@qq.com. 刘凯, 男, 1992年生, 硕士, 主要研究领域为无线通信网络. E-mail: liudaikai@qq.com. 刘果, 男, 1993年生, 硕士, 主要研究领域为无线通信网络. E-mail: guoliuwut@qq.com. **马小林**, 男, 1984年生, 博士, 副教授, 主要研究领域为无线通信网络、频谱资源 优化、无线传感系统. E-mail: <u>maxiaolin0615@whut.edu.cn</u>.

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) the heavy calculation from performing the match actions throughout the whole offline fingerprint database in the online phase spends too much time during the localization, especially in the case of dealing with a larger offline fingerprint database; 2) in the offline fingerprint database, there generally exists 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". during 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 dramatically 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 to 51 percent better than 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.

Key words WiFi; indoor localization; device-free; 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,因此,基于 WiFi 的室内定位技 术^[1, 2]在这种背景下快速发展起来。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 研究工作主要集中在位置指纹方法。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,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,是把在线实测指纹与指纹库中的所有指纹进 行指纹匹配。在此类传统基于指纹匹配的定位方 法中,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, 实用性不强。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,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。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 $d_{\mu}(0)$ 。经过时 间 t, 目标移动到位置 2, 此时该传播路径长度变 为 $d_{\mu}(t)$ 。 $d_{\mu}(t)$ 可 以 被 $d_{\mu}(0)$ 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_i(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 $d_{\iota}(t)$ 。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。

但是为了确认 $d_k(t)$,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。



图2 信号反射示意图

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。



图3距离测量算法流程图

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 $d_k(0)$ 。

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。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:

$$H(f,t) = e^{-j2\pi\Delta f t} \sum_{k=1}^{N} a_k(f,t) e^{-j2\pi f \tau_k(t)}$$
(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, $e^{-j2\pi\Delta ft}$ 表示频率偏移造成的相位漂移, $e^{-j2\pi\sigma_k(t)}$ 表示第k条传播路径

上的相位漂移, $\tau_k(t)$ 表示传播时延。

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,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:

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

$$H(f,t) = e^{-j2\pi\Delta \beta t} (H_s(f,t) + \sum_{k \in P_d} a_k(f,t) e^{-j\frac{2\pi d_k(t)}{\lambda}})$$
(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:

$$|H(f,t)|^{2} = \sum_{k \in P_{d}} 2|H_{s}(f)a_{k}(f,t)|\cos(\frac{2\pi v_{k}t}{\lambda} + \frac{2\pi d_{k}(0)}{\lambda} + \theta_{sk}) + \sum_{\substack{k,l \in P_{d} \\ k \neq l}} 2|a_{k}(f,t)a_{l}(f,t)|\cos(\frac{2\pi (v_{k} - v_{l})t}{\lambda} + \frac{2\pi (d_{k}(0) - d_{l}(0))}{\lambda} + \theta_{kl}) + \sum_{k \in P_{d}} |a_{k}(f,t)|^{2} + H_{s}(f)^{2}$$
(4)

其中, $2\pi d_k(0)/\lambda + heta_{sk}$ 和

2π(d_k(0)-d_l(0))/λ+θ_{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 0.1dB,所有的子载波上的 CSI 流功率都会提高 0.1dB。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是相关。令 $\Delta_k(t) = v_k t$, 从公式 (4)可知,在时间 t,第s个子载波的 CSI 相位可以表示为:

$$\cos(\frac{2\pi d_{k}(t)}{\lambda_{s}} + \theta_{k}) = \cos(\frac{2\pi \Delta_{k}(t)}{\lambda_{s}} + \frac{2\pi d_{k}(0)}{\lambda_{s}} + \theta_{k})$$

$$= \cos(\frac{2\pi d_{k}(0)}{\lambda_{s}} + \theta_{k})\cos(\frac{2\pi \Delta_{k}(t)}{\lambda_{s}})$$

$$- \sin(\frac{2\pi d_{k}(0)}{\lambda_{s}} + \theta_{k})\sin(\frac{2\pi \Delta_{k}(t)}{\lambda_{s}})$$

$$= \cos(\frac{2\pi d_{k}(0)}{\lambda_{s}} + \theta_{k})\cos(\frac{2\pi v_{k}t}{\lambda_{s}})$$

$$- \sin(\frac{2\pi d_{k}(0)}{\lambda_{s}} + \theta_{k})\sin(\frac{2\pi v_{k}t}{\lambda_{s}})$$
(5)

由于不同子载波的波长 λ 只有微小的差别,另

 $\Delta_{\iota}(t)$ 也非常小,可以认为

 $\sin(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_1) \approx \sin(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_2)$,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 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 H 的一 列,然后对 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 $h_i = H \times q_i$ 。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 的信息也被包含中 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,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 秒,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。



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 $v(t) = f(t) \times \lambda$ 。



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:

$$P(d_i, \Gamma_i, \lambda) = \frac{P_i G_i G_r \Gamma_i \lambda^2}{(4\pi d_i)^2} e^{-j\frac{2\pi d_i}{\lambda}}$$
(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, $e^{-j2\pi d_t/\lambda}$ 是第 k 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, 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_xt)*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:

$\left a_{k}(f,t)\right = \left \frac{P(d_{k},\Gamma_{k},\lambda)}{P_{t}}\right $	$\frac{1}{2} = \frac{G_t G_r \Gamma_k \lambda}{(4\pi d_k)^2} $ (7)
代入公式(4)得:	
$ H(f,t) ^2 = \sum_{k \in P_d} 2 H_s(f) \frac{G_t G_r \Gamma_k \lambda^2}{(4\pi d_k)^2}$	$\left \cos\left(\frac{2\pi v_{k}t}{\lambda}+\frac{2\pi d_{k}(0)}{\lambda}+\theta_{sk}\right)+\right.$
$\sum_{k,l\in P_d\atop k\neq l} 2\left \frac{G_lG_r\Gamma_k\lambda^2}{(4\pi d_k)^2}\frac{G_lG_r\Gamma_l\lambda^2}{(4\pi d_l)^2}\right \cos(\frac{2\pi}{4\pi d_l})$	$\frac{(v_k - v_l)t}{\lambda} + \frac{2\pi(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda}$
$\sum_{k \in P_d} \left \frac{G_t G_r \Gamma_k \lambda^2}{(4\pi d_k)^2} \right ^2 + H_s(f)^2$	

(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。



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 h₂ 和 q₂ 计算方差和相邻子载波的 相关性。在静止的环境中,主成分 h₂ 波动很小, 由于 CSI 流的子载波各不相关,特征矢量 q₂ 随机 波动;当目标移动时, h₂幅值波动变大,另外, 各个子载波上的 CSI 流变得相关,导致 q₂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为:

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

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 It 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 It。It 如图 7 所示,可以发现 It 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 It 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 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。



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,待定位目标在先前预测位置 (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。

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 $d_k(0)$ 、 $t 和 v_k(t) = 个变量。为了方便和简化, 一般把 t 取$ $固定值,例如: t为 1 秒。假设 <math>d_k(0)$ 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) ,把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 导致接来下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: $u=2u_i$, u_i 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 $2u_i$,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_i ,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 $|d_1 - d_0| < 2u_i \circ r$ 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_i 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 $v_{\mu}(t)$

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。



图 10 移动指示器分布图

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1×10⁷。

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 8m。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 $d_{\iota}(t)$ 。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 $d_k(t_1) = d_k(t_0) + \int_t^{t_1} v_k(t) dt$ 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_{μ} 表示终点 (x_1, y_1) 到 WiFi 收发器的实际距离, $d_{\mu}(t_1)$ 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 8m 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, 1g(I)=7 时测量效果最好, 1g(I)=6 及 1g(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 8m 的范围内,距离测量算 法的平均误差为 0.31m。

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[-u,-r,u+r], 则 $d_k(t)$ 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 1.71m,故本文设置u为 3.42m。在 距离测量算法的实验中,在移动路径为 8m 的范围 内, $d_k(t_1)$ 平均测距误差为 0.31m。通常目标的位 置更新时间间隔为 1s,t设置为 1s。在 1 秒内目标 移动的距离远小于 8m,故本文设置r为 0.31m。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[1]和 Pilot[2]。

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)场景一,空旷的大厅, 面积约8*10=80平米;(b)场景二,走廊,约 2.8*30=84 平米。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

在实验场景一中,以矩形网格形式总共选取 6*7=42 个参考点,每个参考点间距*φ*=1.2*m*;在 实验场景二中,以同样方式总共选取 2*20=40 个参 考点,同样每个参考点间距 $\varphi = 1.2m$ 。使用一个

AP和一个DP建立场景一和场景二的离线被动式指 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*1*设置

为 1×10^7 , u = 3.42m, r = 0.31m。另外, 采样

频率设置为200HZ。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 场景一还是在场景二,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,在场景一,Nuzzer 平均定位误差 2.7m,最 大定位误差 8.5m。Pilot 平均定位误差 2.0m, 最大 定位误差 6.0m, 而本文的 ILLFRM 平均定位误差 为 1.4m, 最大定位误差 5.0m。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。在场景二可以得到相似的实验结果。 类似的. 相比于 Xuyu Wang 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.



表1 场景一的定位精度(单位:m)

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		ILLFRM	Pilot	Nuzzer
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	平均误差	1.4	2.0	2.7
80%精度 2.5 3.6 4.9 90%精度 3.0 4.2 6.2	最大误差	5.0	6.0	8.5
90%精度 3.0 4.2 6.2	80%精度	2.5	3.6	4.9
	90%精度	3.0	4.2	6.2

衣 2	功京的足位有度(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 也具有很好的实时性,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 i52410M 的 CPU 和 4G 的 RAM。在采样频率为 200HZ 的情况下, ILLFRM 对 1 秒内采集的 CSI 数据使用距离测量算 法所消耗的时间平均为 122ms,在线指纹生成和指 纹匹配所消耗时间之和平均为 27ms,所消耗的总 时间不超过 200ms。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数,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 8m 的移动距离范围内,平均测距误差为 0.31m。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1.4m和1.5m,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

- 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 IEEE 33rd International Conference on Distributed Computing Systems, ICDCS 2013, Philadelphia, Pennsylvania, 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.



Li Fang-Min, born in 1968, Ph.D., 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.

Background

- [6] Chen C, Mu N, Zhang C, Chen YL, Zhu HS, Liu Y. Indoor fingerprint positioning model based on principal component analysis. Journal of Software, 2013,24(Suppl.(1)):98–107 (in Chinese). (陈祠,牟楠,张晨,陈永乐,朱红松,刘燕.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, 2: 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 5GHz WiFi. IEEE Access, 2017, 5: 4209-4220.
 - 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.



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.

2018年

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 construct 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 those irrelevant fingerprints to the current location of the target in the offline fingerprint database, thus avoiding the interference of irrelevant fingerprints and ensuring the accuracy of the positioning results.