

TinyLoc: 一种面向能耗受限的可穿戴设备的室内定位算法

王晓亮¹⁾ 徐恪¹⁾ 杨铮²⁾ 葛志诚¹⁾

¹⁾(清华大学计算机科学与技术系 北京 100084)

²⁾(清华大学软件学院 北京 100084)

摘要 近年来,基于 Wi-Fi 接收信号强度的室内定位技术一直是研究领域的热点问题.随着智能家居和可穿戴计算的高速发展,大量新型智能设备的出现进一步推动了室内定位技术的发展,同时也带来了新的挑战.可穿戴设备与传统智能设备相比,有着与用户更加紧密的位置绑定关系,是一类更加适合的室内定位平台.但另一方面,类似智能手表、眼镜、手环以及戒指等可穿戴设备,由于其自身资源受限的特性,迫切需要一种低功耗的新型室内定位算法.通过本文在 Moto 360 二代智能手表上进行的实验可以发现,基于 Wi-Fi RSS 的室内定位服务会使智能手表的使用时间缩短 82% 以上,其中 99% 的定位能耗,是为了保证定位精度而大量进行射频信号采集所造成的.简单的减少信号采集量将带来显著的定位精度下降,如何在保障定位精度的前提下,尽可能地减少信号采集量是低功耗定位技术面临的核心挑战.该文提出了一种面向能耗受限的可穿戴设备的室内定位技术 TinyLoc. TinyLoc 在实时定位阶段仅需要一次信号采集,同时运用用户运动特性弥补信号采集量减少而带来的精度缺失.实验结果表明,在 90% 的情况下, TinyLoc 对于完整路径上的点平均误差可以达到 3m 以内,另一方面,在相同实验环境下, TinyLoc 能耗为传统 Wi-Fi 定位算法的 1/6,是 MoLoc 的 64%. 相比传统的基于 Wi-Fi 信号的定位算法, TinyLoc 可以延长 Moto 360 二代智能手表约 3 倍的定位工作时间.

关键词 室内定位;节能;运动特性;可穿戴计算;传感器网络;物联网;信息物理融合系统

中图分类号 TP391 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2017.01813

TinyLoc: Indoor Localization for Energy-Constrained Wearable Devices

WANG Xiao-Liang¹⁾ XU Ke¹⁾ YANG Zheng²⁾ GE Zhi-Cheng¹⁾

¹⁾(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084)

²⁾(School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract Indoor localization technology based on Wi-Fi has long been a hot research topic in the past decade. Despite of numerous solutions, new challenges have been arisen along with the trend of smart home and wearable computing. Compared with the traditional intelligent devices, the wearable devices have a tighter position binding relationship with users, and are a more suitable indoor localization platform. However, power efficiency needs to be significantly improved for resource-constrained wearable devices, such as smart watch, wristband, finger ring, etc. According to our experiments on 2nd generation MOTO 360 smart watch, indoor locating service will reduce the standby time of the device by 82%, and 99% of the system energy consumption can be attributed to real-time radio scan. However, simply reducing radio data collection will cause a serious loss of

收稿日期:2016-08-24;在线出版日期:2016-11-03. 本课题得到国家自然科学基金(61170292, 61472212)、国家科技重大专项课题(2015ZX03003004)、国家“八六三”高技术研究发展计划项目基金(2013AA013302, 2015AA015601)和欧盟 CROWN 基金项目(FP7-PEOPLE-2013-IRSES-610524)资助. 王晓亮,男,1986年生,博士研究生,主要研究方向为无线网络和移动计算. E-mail: wangxiaoliang12@mails.tsinghua.edu.cn. 徐恪,男,1974年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为互联网体系架构、高性能路由器、P2P网络、物联网和网络经济学. 杨铮,男,1983年生,博士,副教授,主要研究方向为无线网络与移动计算. 葛志诚,男,1992年生,硕士研究生,主要研究方向为物联网和传感器网络.

positioning precision because of unstable Wi-Fi signals. Reducing the amount of data collection with ensuring locating accuracy is the core challenge of energy-constrained indoor localization. In this paper, we present TinyLoc, an indoor localization approach that only needs one real-time radio scan in the localization phase to achieve energy-saving performance for wearable devices. Meanwhile, TinyLoc enhances the localization accuracy using users' motion features. Experiment results demonstrate that location point error is less than 2 meters for more than 90% cases on the full path, and energy consumption is only 1/6 of the traditional Wi-Fi localization algorithm and 64% of MoLoc in the same experimental settings. Compared to traditional locating algorithms based on Wi-Fi signals, TinyLoc can extend about three times of the standby time for indoor locating on 2nd generation Moto 360 smart watch.

Keywords indoor localization; energy efficiency; user motion; wearable computing; sensor networks; Internet of Things; Cyber-Physical System

1 引 言

由于 Wi-Fi 的广泛使用,自 2000 年以来,以 Wi-Fi 信号接收强度为基础的定位方案便已广受关注^[1-3].然而,由于传统智能设备在家居环境中的,与用户的位置绑定关系并不理想,例如智能手机、笔记本电脑等,部署于该类智能设备上的 Wi-Fi 定位算法,通过计算该类智能设备的位置来标记用户当前所在的位置,这一算法并不能很好的反应用户真实的实时位置,部署于传统智能设备上的室内定位技术,在新兴的智能家居场景中将面临挑战.幸运的是,迅速发展的可穿戴设备提供了另一类设备平台.相比起传统智能设备,可穿戴设备与用户具备更紧密的位置绑定关系,更加适应室内 LBS 的场景需求.然而,由于可穿戴设备自身各类资源的严重受限特性,同时也对当前室内定位技术提出了新的挑战.

考虑当前的可穿戴设备的电量仅仅是传统智能设备的十分之一,节能性是现有的室内定位技术应用到智能家居和可穿戴设备场景所必须考虑的首要问题.现有节能机制的思想是使用辅助传感器获取环境信息从而动态地调整数据采样率,例如使用陀螺仪、加速器传感器以及摄像头等^[4-7].由于其额外的设备依赖和能耗,现有的技术不适用于可穿戴设备.在基于一次 Wi-Fi 接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)数据采集的实时定位阶段,能耗主要包括两方面:计算能耗和实时 Wi-Fi 信号强度指纹采集能耗.根据我们的实验结果,实时数据采集所造成的能耗占总能耗的 99%.尽管最小化实时数据采集对能耗降低有显著效果,但由于 Wi-Fi 信号存

在自身短暂性变化以及墙、家居以及人的活动造成的多径衰落的影响,简单地减少实时数据采集量会造成严重的精度缺失.

如何在保证实时数据采集最小化的同时实现合适的定位精度?本文的方案应用了用户运动特性.现有的基于用户运动的方法,例如 MoLoc^[8],主要使用惯性传感器直接获取运动信息.然而,通过我们的实验,尽管使用惯性传感器的能耗对传统的智能设备似乎无法造成任何负担,但对于能耗敏感的可穿戴设备,惯性传感器的能耗不能忽视.

本文提出了一种新的室内定位技术 TinyLoc.与现有基于用户运动的室内定位技术不同, TinyLoc 不使用惯性传感器来获取用户的实时运动数据,而是通过历史指纹信息分析用户运动特性从而调整定位结果.与传统的室内定位技术相比, TinyLoc 在实时定位阶段仅需要一次 RSS 数据采集即可实现较高精度,具备良好的节能性.与 MoLoc 相比, TinyLoc 在实现相同精度的同时可减少 35% 的能耗,设备工作时间延长 3 倍.平均精度达到基础 Wi-Fi 定位算法的 10 倍.本文作出的贡献如下:

(1) 通过在 Moto 360 上的相关实验,首次分析并指出基于 Wi-Fi RSS 的室内定位技术在可穿戴设备上的能耗水平以及定位过程中各种操作的能耗组成.

(2) 首次提出面向资源受限的可穿戴设备的室内定位技术 TinyLoc,并实现实时定位阶段仅需一个 RSS 数据的特性,保证算法节能性的显著提高.

(3) 在避免使用惯性传感器而导致额外能耗的前提下,提出利用用户的运动特性修正定位结果的

优化方法,进一步降低定位算法能耗。

2 动机和挑战

通常来讲,基于 Wi-Fi RSS 的室内定位技术可以划分为指纹库构建和实时定位两个阶段。在指纹库构建阶段,定位区域内的背景 Wi-Fi RSS 值会被探测并记录下来,以此构建指纹库。在实时定位阶段,用户所在位置的 Wi-Fi RSS 值会被实时采集并用于与指纹库中的记录进行对比,以此来判断用户当前所在的位置。由于指纹库的构建过程频度较低,这里本文将专注于讨论实时定位阶段的能耗优化问题。

我们在 Moto 360 二代智能手表和 HTC One 智能手机两种平台上设计并进行了相关实验,用以记录和分析实时定位阶段的设备能耗情况。本节将具体展现现有定位技术在实时定位阶段的能耗组成,以及本文是如何利用用户的室内运动特性来优化定位结果并降低系统能耗的。

2.1 系统能耗分析

我们将实时定位阶段分为信号采集和位置计算两个部分,并在 Moto 360 和 HTC One 上进行实验,分别测量信号采集和位置计算在单次定位中的能耗情况。能耗分析实验中,设备进行 Wi-Fi 信号扫描时覆盖 1、6 和 13 号信道,以每个室内位置均进行一次 3 信道扫描的频率进行测试,得到当前位置所有 Wi-Fi 热点的 RSS 值。能耗数据由测试前后设备系统电量差,减去同等时间跨度下系统待机能耗得到。

表 1 实时定位阶段能耗组成/(mA·h)

设备	定位算法	信号采集	位置计算	信号采集占比/%
HTC One	MoLoc	0.31050	0.00030	99.90
	Wi-Fi	0.19170	0.00030	99.84
Moto 360	MoLoc	0.01310	0.00008	99.38
	Wi-Fi	0.00806	0.00008	98.98

首先,我们记录两款智能设备在信号采集过程中的电量消耗,并计算出平均采集一组 RSS 信号(在一个位置通过一次 13 号信道扫描获得若干 SSID 的 Wi-Fi RSS 值)所需的电量。第 2 步,我们在两款设备上,分别多次重复运行现有定位算法,记录电量消耗并计算出平均一次位置计算需要消耗的电量。数据分析显示,信号采集所消耗的电量占到单次实时定位阶段(一次信号采集+一次位置计算)整体能耗的 99% 以上(如表 1 所示)。不难看出,如何降低信号采集过程的能耗,是解决整体定位算法节能

性问题的关键,其中最直接的方式是减少实时阶段 Wi-Fi RSS 采集量。

遗憾的是,由于 Wi-Fi 信号的不稳定性,在室内探测到的 Wi-Fi RSS 值经常存在较大波动。这就要求使用 Wi-Fi RSS 定位技术的定位算法,在实时定位阶段保证每个位置一定量的 RSS 值,以重复采集的方法削弱 Wi-Fi 信号不稳定的影响并提升定位精度。我们通过在 HTC One 智能手机上的相关实验分析了实时数据数量的变化对定位精度的影响(如图 1 所示),可以发现,当实时数据量由 9 个减少为 1 个时,基于 Wi-Fi 指纹匹配的传统方法,在定位误差上从 2m 增加到 4m 时,定位精度降低了近 50%。所以,单纯减少 Wi-Fi RSS 采集量,虽然能极大的降低定位算法能耗,但是同时也会带来定位精度上的严重损失。

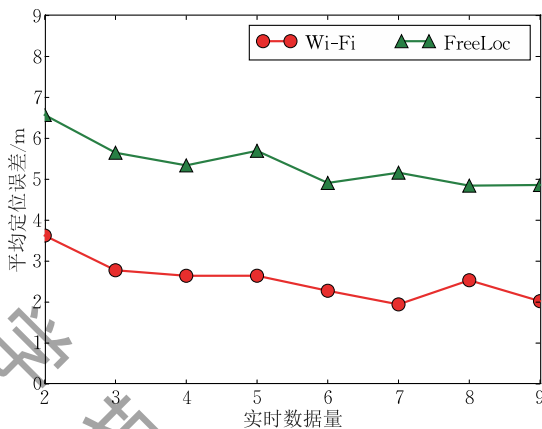


图 1 实时数据量对定位精度的影响

如何在保障定位精度的前提下,尽可能地减少 Wi-Fi RSS 采集量,从而降低系统能耗是目前需面对的核心挑战。本文使用用户在室内的运动特性来优化定位结果,减少信号采集量同时保障定位精度。当前也有一些室内定位算法,通过设备内建传感器来直接获取用户运动信息,以此赋予 RSS 指纹更多的维度来增强不同位置之间的区分度,从而优化算法定位精度。例如 MoLoc^[8] 使用陀螺仪与加速计来获取用户运动信息。

然而,通过实验我们发现,虽然这些内建传感器的能耗对传统智能设备(如智能手机、平板电脑等)来说可以接受,但是对于资源受限的可穿戴设备来讲,则显得不可忽视。如表 2 所示,我们将 MoLoc 分别在 Moto360 智能手表和 HTC One 智能手机上进行实验并记录各个部分的系统能耗,这里内建传感器包括加速计和陀螺仪,手机端采样率分别为 50 Hz 和 500 Hz,智能手表端采样率分别为 25 Hz 和 200 Hz。

其中内建运动传感器在单次定位中的能耗,占到单次定位总能耗的近 40%。

表 2 MoLoc 算法能耗组成/ $\text{mA} \cdot \text{h}$

设备 类型	HTC One		Moto 360	
	$\text{mA} \cdot \text{h}$	占比/%	$\text{mA} \cdot \text{h}$	占比/%
信号采集	0.1916	61.60	0.00806	61.17
内建传感器	0.1189	38.30	0.00504	38.21
位置计算	0.0003	0.10	0.00008	0.62

2.2 室内运动特性

为了避免使用内建运动传感器带来的额外能耗, TinyLoc 不直接使用传感器的数据, 而是使用人在室内的运动特性及其相关规律来优化 RSS 指纹的匹配结果, 并进一步提高定位精度。

人在室内的运动特性主要有两个方面. 首先, 人在室内移动时, 总是倾向于尽可能少的改变移动方向, 即保持运动轨迹的平滑性. 我们在两种室内环境下(见第 4 节实验部分环境介绍), 进行了人们室内运动时轨迹规律的统计和分析. 通过智能手机内建传感器(加速计、陀螺仪)或室内监控视频来记录和分析行动路径, 遴选并统计了 1500 条有效记录, 得到实验结果如图 2 所示。

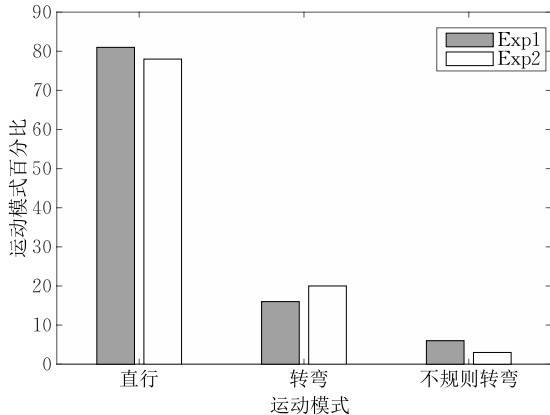


图 2 室内路径组成分析

可以发现, 室内路径主要由直行路径组成, 占总步数中仅 80%。转弯和非正常转弯(如连续变向移动)占约 20%。这是因为人在室内移动时, 总是带有一定的目标性, 并在移动中有意识的选取尽可能短的路径. 这就意味着人在室内行动时, 总是倾向于走直线, 如需转弯, 也是尽早的改变方向, 并在之后的移动中尽可能的保持当前方向, 尽量避免在较短的步伐内做出大角度的转折. 然而, 在使用 Wi-Fi RSS 进行室内定位的技术中, 由于 Wi-Fi 信号的不稳定性, 基于 RSS 进行的位置判断则经常出现偏差而导致整体路径频繁的出现偏折(如图 3(a)所示). 定位

算法中可以根据上述特性对偏折的路径进行修复, 从而提高定位精度. 另一方面, 人在室内的行动轨迹是可连通的, 即人的实际行动轨迹是不可能形成诸如穿透墙壁或穿越其他物理障碍的情况的. 因此, 根据当前室内环境各个位置之间的可达性, 以及用户的当前位置, 我们是可以预先判定他合理的下一个位置的集合, 忽略因 Wi-Fi 的不稳定性而导致的明显不合理的偏差结果, 从而进一步提高定位精度. 例如, 在如图 3(b)至图 3(d)所示的实验中, 我们采用 Wi-Fi 指纹匹配算法来进行室内定位, 选取的实验场所是某楼宇中两间连通的实验室以及一块开阔的室内区域, 总面积约 300m^2 . 其中, 实线标示了真实的室内运动轨迹, 三角形和叉标示了由 RSS 匹配得到的位置结果. 如果不做任何的优化或者修正, 我们得到的路径将如短虚线所示, 这是仅使用 Wi-Fi 指纹匹配得到的室内定位路径. 然而, 如果我们考虑人在室内的移动特性, 我们可以将路径优化为如图 3(b)中 TinyLoc 所示的结果。

以图 3(c)和图 3(d)中所示的位置点 Y 和 X 来进一步举例说明. 对于点 X, 由于它前面一个位置与当前的 X 位置在物理环境上并不连通, 根据第 2 条运动特性, 我们可以确定位置 X 是一个误差点. 对于点 Y, 如果将它与它之前的位置连接起来得到的瞬时的移动方向, 那么可以发现, 点 Y 的瞬时移动方向, 与它之前和之后的方向均不相同, 根据第 1 条运动特性, 即人在室内的移动路径倾向于保持平滑, 那么我们也可以得知位置 Y 是一个误差点. 通过有根据的调整、优化类似 X 和 Y 的误差点, 我们可以显著优化依靠 Wi-Fi 指纹进行室内定位的定位结果。

诚然, 以类似误差点 Y 的处理方式对路径进行优化, 在一些特点的场景下一定会带来定位错误, 例如, 用户确实在室内进行频繁的运动方向切换. 然而, 对于大多数情况来说, 特别是对于用户相对熟悉的环境, 如家庭或办公室等楼宇中, 用户在室内进行频繁的变向运动的概率很小, 而同时, 由于 Wi-Fi 自身信号稳定性较差, 由此引起的误认为用户在进行频繁变向运动的概率却非常高, 所以, 我们认为这样的取舍是值得的。

与传统的利用概率方式的室内定位系统(如 Horus 系统^[9])相比, TinyLoc 在计算量和 Wi-Fi 指纹库的要求上都更加轻量级(Horus 系统采用贝叶斯分类器, 指纹库需要每个位置 100 次以上的数据采样), 更加符合可穿戴设备的要求. 基于上述策略,

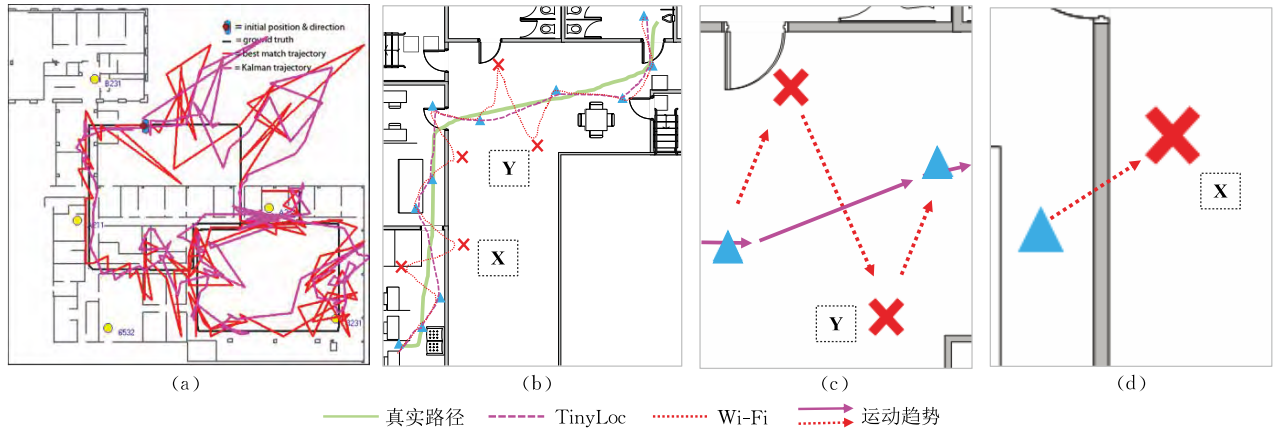


图 3 运动特性示意图

我们设计了 TinyLoc 室内定位算法,通过第 4 节将详细描述的相关实验,我们得出的结论是,这两个策略对基于 Wi-Fi 指纹匹配的定位结果优化,效果比较显著。

3 TinyLoc 算法设计

这一节将对 TinyLoc 算法的设计给出详细描述,并通过一个实例分析,进一步阐明 TinyLoc 算法的工作过程和设计细节。

3.1 背景数据和位置模型

TinyLoc 通过使用室内路径的连续性和运动趋势来辅助定位并提升定位精度,所以,在信号采集阶段,作为每个位置 RSS 值的补充,TinyLoc 同时还需要各个位置之间的联通关系。举例来讲,在一个 N 个位置的区域,首先需要在 N 个位置采集各个 AP 的指纹信息 $fingerprind_i = (RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_m)$, m 为 AP 的个数。除此之外,TinyLoc 需要这 N 个节点的相对位置以及联通关系构成室内位置模型。室内位置模型可表示为一个有权值的邻接矩阵 M 。

$$M = \begin{pmatrix} \varphi_{1,1} & \varphi_{1,2} & \cdots & \varphi_{1,N} \\ \varphi_{2,1} & \varphi_{2,2} & \cdots & \varphi_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{N,1} & \varphi_{N,2} & \cdots & \varphi_{N,N} \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\varphi_{i,j} = \begin{cases} k, & loc_i \text{ 和 } loc_j \text{ 相邻} \\ 0, & loc_i \text{ 和 } loc_j \text{ 不相邻} \end{cases} \quad (2)$$

我们规定 k 为大于 0 的整数, $\varphi(i,j)=k$ 表示位置 j 在位置 i 的 k 方向上,这一数据将用作对运动趋势的判断。邻接矩阵 M 标示了室内位置的相对连接关系。

TinyLoc 假设位置模型可以通过建筑平面信息或者运行前由用户自行输入的方式获得。另外,关于室内地图自动构建的研究也有很多,都可以与 TinyLoc 配合使用,获得位置关系模型。

3.2 运用运动特性的室内定位算法

TinyLoc 的核心思想是利用人在室内移动的特性,其中之一是利用运动连续性来修正移动路径。对于智能家庭中触发 LBS 服务的场景,人不可能从一个位置跳跃到另一个不相邻的位置,所以当前定位结果和上一个定位结果是有联系的,路径中上一个定位位置应该成为当前定位的参考因子。根据邻接矩阵 M 中的 $\varphi(i,j)$ 是否为 0,我们得知 loc_i 和 loc_j 的连通关系。若上一个位置 loc_i 是当前位置 loc_j 的相邻节点,表明从 loc_i 移动到 loc_j 在位置关系上是可能的,这时我们对这种情况出现的概率乘以一个增强因子;若上一个位置 loc_i 与当前位置 loc_j 不相邻,那么一定是上次定位或者本次定位出现偏差,我们对这种情况出现概率乘以一个削弱因子,以此来对运动轨迹进行修正。TinyLoc 的核心算法将在后文介绍,表 3 为算法的变量说明。

表 3 算法变量描述

变量名	描述
P	基于连通性强化当前位置选择的加权因子($P>1$)
R	基于连通性弱化当前位置选择的加权因子($R<1$)
T	基于运动趋势弱化当前位置选择的加权因子($T<1$)
U	基于连通性的初始概率
M	邻接矩阵
S	基于 K -NN 算法的定位结果,例如 $[loc_1:q_1, loc_2:q_2, \dots, loc_n:q_n]$
$preQ, curQ$	(位置、路径、累计概率)的层序遍历队列

TinyLoc 算法本质是对包含所有可能路径和可能性的固定高度的树进行剪枝和层序遍历,找出累积概率最大的叶节点为当前定位结果。算法维护一

个包含当前可能的定位结果路径的队列 $curQ$, 队列的元素为包含当前位置、当前路径和累积概率的元组. 每进行一次定位, 根据定位结果和队列 $preQ$ 计算每一个可能路径的累积概率 Q , 重新生成当前队列 $curQ$, 以便进行下一次定位. 算法 1 展示了累积概率 Q_n 的计算方法.

算法 1. TinyLoc.

输入: 位置概率列表 S , 邻接矩阵 M , 点集 V

输出: 定位路径 $path$

1. $path \leftarrow []$, $preQ \leftarrow []$, $curQ \leftarrow []$
2. FOR ALL $startLoc \in s[0]$ DO
3. $preQ \leftarrow preQ + (startLoc, startLoc, s[0][startLoc])$
4. FOR $i \leftarrow 1$ TO $length[s] - 1$ DO
5. $maxQ \leftarrow 0$, $map \leftarrow s[i]$
6. WHILE $length[preQ] \neq 0$ DO
7. $preLoc \leftarrow preQ[0]$, $DEL(preQ[0])$
8. FOR ALL $loc \in V \& loc \neq preLoc[0]$ DO
9. IF $loc \in map \& M[preLoc[0]][loc] > 0$ THEN
10. $Q \leftarrow preLoc[2] \times map[loc] \times P$
11. ELSE IF $loc \in map \& M[preLoc][loc] = 0$ THEN
12. $Q \leftarrow preLoc[2] \times map[loc] \times R$
13. ELSE IF $M[preLoc][loc] > 0$ THEN
14. $Q \leftarrow preLoc[2] \times U$
15. IF $ChangeTendency(preLoc[1], loc, M)$ THEN
16. $Q \leftarrow Q \times T$
17. $curQ \leftarrow curQ + (loc, preLoc[1] + loc, Q)$
18. IF $Q > maxQ$ THEN

19. $maxQ \leftarrow Q$
20. $path \leftarrow preLoc[1] + loc$
21. $preQ \leftarrow curQ$
22. $curQ \leftarrow []$
23. RETURN $path$

其中 loc_i 为当前位置, q_i 为本次定位结果为 loc_i 的概率. 若当前位置与上一个位置相邻, 则对累积概率乘以加权因子 $P(P > 1)$, 对这种情况出现的可能性进行增强; 若当前位置与上一个位置不相邻, 则对累积概率乘以加权因子 $R(R < 1)$, 对这种情况出现的可能性进行削减; 对于不在本次扫描结果中与上一个位置相邻的位置, 由于测量存在偏差该位置仍有可能是真实位置, 为不使这种可能在累积概率树中消失, 对这种情况的累积概率乘以一预设值 U .

$$Q_n = \begin{cases} Q_{n-1} \times q_i \times P, & loc_i \text{ 邻接且匹配} \\ Q_{n-1} \times q_i \times R, & loc_i \text{ 不邻接} \\ Q_{n-1} \times U, & loc_i \text{ 邻接不匹配} \end{cases} \quad (3)$$

如图 4(a) 所示, 上一个位置是 loc_2 , 若当前扫描结果为 loc_4 的概率是 q_4 , loc_5 的概率是 q_5 , 由于 loc_4 与 loc_2 相邻, loc_5 与 loc_2 不相邻, 所以分别对 loc_4 和 loc_5 的累积概率乘以 P 和 R 的加权因子. 对于 loc_3 , 它不在本次扫描结果中, 但与 loc_2 相邻, 此时对其累积概率赋予预设值 U . 这样对于 1-2-4-5 和 1-2-3-5 两条路径, 由于后者存在路径不连通的情况, 前者会具有更大的累积概率从而更符合真实的路径.

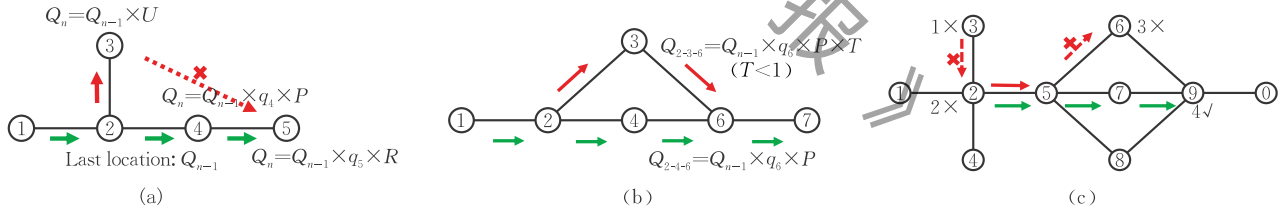


图 4 使用运动特性修正定位结果示意

人在室内的位置移动一般不会频繁的改变方向, 在路径上体现出全程或者分段具有方向性和连贯性. 所以, TinyLoc 利用连通性保证定位路径的基本合理性后, 再利用人在室内移动的趋势连贯性优化路径, 平滑移动曲线, 排除因测量或其它外部影响导致的大幅度定位波动 (如图 4(a)). 算法 2 给出了一种检测运动趋势改变的算法.

算法 2. 运动趋势调整.

输入: $path$, loc , M

输出: 运动趋势是否有变化

1. IF $length[path] < 2$ THEN
2. RETURN FALSE
3. IF $M[path[-1]][loc] = 0$ OR

$M[path[-2]][path[-1]] = 0$ THEN

4. RETURN FALSE
5. $currentTrend \leftarrow M[path[-1]][loc] \bmod 8$
6. $previousTrend \leftarrow M[path[-2]][path[-1]] \bmod 8$
7. IF $|currentTrend - previousTrend| = 2$ then
8. RETURN TRUE
9. ELSE
10. RETURN FALSE

在 TinyLoc 中, 对于运动趋势改变的情况, 我们对其累积概率乘以一削弱因子 $T(T < 1)$. 这一算法, 可以将路径中突然出现的运动拐点 (与前后运动方向均不一致, 一般由于测量数据偏差导致) 进行修正. 如图 4(b) 所示, 对于路径 2-3-6 和路径 2-4-6,

对位置 2 而言虽然具有一致的连通性. 但由于路径 2-3-6 中, 存在 2-3 和 3-6 两次连续的方向变化, 同时, 它们的变向也不同于前后节点 1-2 以及 6-7 一致的方向, 所以节点 3 很可能是一个因为测量误差导致的错误拐点, 需要被修正. TinyLoc 将 2-3-6 路径的的累积概率乘以削弱因子 T , 使路径 2-4-6 具有较高的累积概率(如图 4(c)), 从而使定位结果更符合通常状况, 达到平滑运动轨迹, 减小整体误差的目标.

综上所述, TinyLoc 算法核心思路是, 维护一颗代表之前可行位置及路径的概率树, 通过联合当前位置的可能解, 判断新的路径在两条运动规律上的符合情况, 若符合运动规律要求, 则对相应位置和路径的概率树乘以增强因子, 若不符合, 则乘以削弱因子. 在这套机制的基础上, 我们适当规模的概率树剪枝, 来控制算法复杂度. 由于 TinyLoc 完全部署于可穿戴设备上, 不需要与其它设备或服务器交互计算数据, 无相关通信开销. 这里我们仅讨论 TinyLoc 算法的计算和存储复杂度.

首先, 我们假设算法 1 中的列表 S 长度为 m , 即我们在每个位置进行 K -NN 匹配时, 选择匹配最优的 m 个可行解, 同时保留概率树上此前 k 步的所有信息. 再设阈值 P , 对于累积概率小于阈值 P 的路径, 同样采取剪枝操作. 那么, 概率树的深度将始终维持在 k 层, 且每一层 $m+1$ 及之外的匹配以及累积概率已经小于阈值 P 的解将全部剪枝.

算法开始前, 我们将 m 和 k 值确定, 由于概率树深度是确定的, 且当前位置对应的第 $k-1$ 层叶子节点数上限也是确定(为 m^k 个), 所以通过算法 1 和算法 2 可知, TinyLoc 随着路径长度 L 的增长, 其算法的计算复杂度是常数阶的, 即 $O(1)$. 说明 TinyLoc 算法设置合理的 m 和 k 之后, 计算效率是不受路径长度影响的.

若研究算法对参数 k 的计算复杂度, 这里我们假设另一个参数 $m=3$. 通过计算可以得知概率树中第 $k-1$ 层叶子节点数量为 3^k 个, 则在最坏情况下 TinyLoc 的计算复杂度随参数 k 是指数增长的, 在这个例子中是 $O(3^k)$. 所以在算法实际运用中, 参数 k 不易设置的过高. 若研究参数 m 对算法的计算复杂度, 我们假设另一个参数 $k=3$. 与上述讨论类似, 可以得知最坏情况下随参数 m 是 3 次方增长的, 即 $O(m^3)$. 然而, 在实际匹配过程中, m 个可行解受限于运动规律(物理连通性和轨迹平滑性)错误解要么

根据联通矩阵直接排除, 要么累积概率很快缩减到阈值 P 以下, 大量错误解将被剪枝, TinyLoc 随参数 k 的实际计算复杂度将远优于理论最差的指数情况.

在算法的存储即空间复杂度方面, 根据算法 1、算法 2 所示, TinyLoc 需要存储 k 步内每步 m 个可行解的累积概率树, 与计算复杂度相似, TinyLoc 并不会随着路径长度的增长而需要更多的存储空间, 所以其空间复杂度随路径长度 L 依然是常数阶及 $O(1)$. 若要在算法开始前调整参数 k 和 m , 则与计算复杂度相似, TinyLoc 的空间复杂度为 $O(m^k)$.

通过上述分析可以发现, TinyLoc 算法要求参数 m 和 k 的不易设置的过大, 在参数确定的情况下, TinyLoc 算法并不会随着路径的增长而形成额外的计算或存储开销. 其具体的算法性能分析, 详见第 4 节实验部分.

3.3 实时性和节能性

TinyLoc 定位阶段只需要采集一个数据便可达到令人满意的室内定位精度. 考虑到目标是部署于穿戴设备, 最小化的数据采集, 是对实时性和节能性重要的保证. 基于信号强度指纹的定位算法, 由于定位时 Wi-Fi 存在测量误差, 都会因此出现定位偏差, 这种偶然误差会对定位算法的效果造成严重影响. 如果在相同位置进行多次数据采集, 使用概率分布进行匹配, 则可以改善这一状况. 但实时定位阶段的射频信号扫描无疑会增加算法的能耗和时耗, 对算法的实时性造成影响.

$$Input = \{loc_1 : q_1, loc_2 : q_2, \dots, loc_i : q_i\} \quad (4)$$

Loc_i 在 Wi-Fi 指纹匹配结果集中, 概率为 q_i . TinyLoc 则采用了另外一种思路, 实时扫描的定位阶段不需要急于得到某个确定的位置结果, 而是倾向于得到一个可能位置的概率分布, 再通过此后的位置和移动趋势, 对之前的概率进行反馈和修正. 因此 TinyLoc 在某个位置匹配概率不高的情况下依然能依据前后路径信息将较为模糊的点修正到相对正确的位置上, 对偶然误差有良好的容忍度. TinyLoc 借鉴了 K -NN 算法思想, 使用一次 Wi-Fi 扫描进行匹配, 以匹配到距离最近的 k 个指纹作为总体样本, 一般取 k 大于每个位置的背景数据量, 统计该样本中的每个位置出现的频率, 把它作为 TinyLoc 的输入. 只要真实位置能够出现在该指纹匹配的前 k 个样本内, 就可以保证算法正确运行, 相比一次扫描结果给出一个定位位置的算法, TinyLoc 具备在保障准确率的同时, 达到更好的实时性和节能性.

3.4 TinyLoc 算法示例

下面举一个例子说明 TinyLoc 算法执行过程. 本文提出的定位算法, 会记录当前位置以及前若干步中若干最优匹配(如本文实验中设置为前 2 不前 3 个最优匹配), 并以此形成一颗概率树, 在用户行进的过程中, 不断通过当前位置的更新以及当前位置与之前位置的关系, 利用两个运动特性, 去对不符合运动特性的相关位置概率乘以削弱因子, 来强化符合 RSS 匹配且符合运动特性的定位结果点, 这样, 依靠构造概率树、计算累计概率和相应的剪枝操作, 对路径上可能产生精度扰动的点(如办公室交叉路口的转弯拐点), 若产生了误判, 会随着路径的延伸, 很快得到纠正, 并保证一个良好的定位精度. 本例的室内位置模型如图 5 所示.

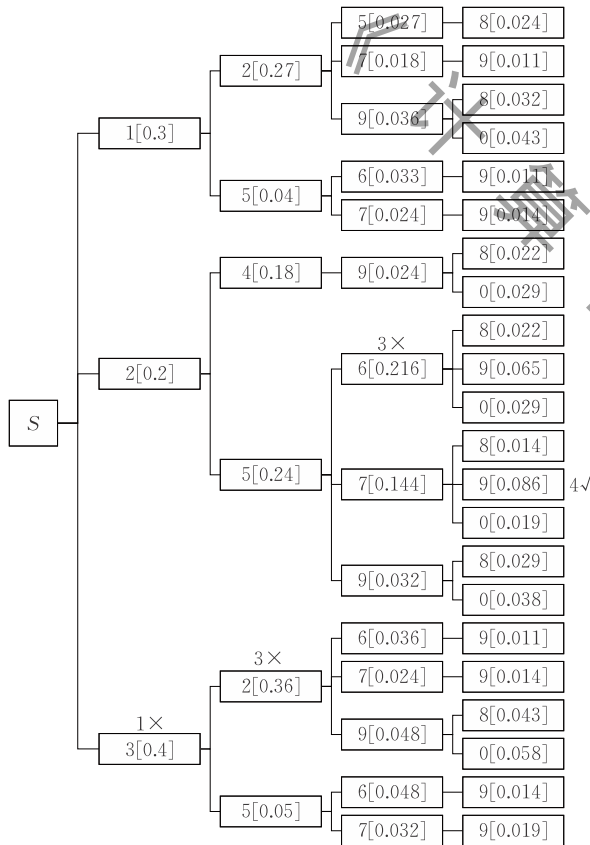


图 5 TinyLoc 示例

表 4 中第 1 列表示真实的路径, 第 2 列中的数据是每次 Wi-Fi RSS 匹配结果, 包含每个可能的位置及其对应的概率, 第 3 列为使用最近邻算法得出的路径结果, 为 3-5-9-0, 与真实路径 2-5-7-9 差别很大. 数据表明此次 Wi-Fi 扫描具有较大测量误差, 使最近邻算法无法正确匹配. 在这种情况下, TinyLoc 对测量误差具有较大容忍度, 可以对错误路径进行修正.

表 4 TinyLoc 算法示例

真实位置	匹配结果	基于 Wi-Fi 的判断结果
2	{1:0.3, 3:0.4, 2:0.2}	3
5	{5:0.4, 4:0.3, 2:0.3}	5
7	{6:0.3, 7:0.2, 9:0.4}	9
9	{0:0.4, 8:0.3, 9:0.2}	0

TinyLoc 维护一棵所有路径的累积概率树, 树的节点包含当前位置, 对应路径和累积概率, 我们称之为 TinyLoc 算法树. 本例剪枝后的 TinyLoc 算法树如图 5 所示.

算法开始时, 根据 Wi-Fi 信号扫描的匹配结果, 存在 3 个可能的起点: 1、2、3, 累积概率分别初始化为本次扫描各个可能位置的概率. 进行第 2 次扫描, 第 2 次扫描可能的位置分别与上一轮扫描结果根据连通关系和运动趋势计算累积概率, 去除累积概率小的路径, 剩下的可能路径为 1-2、1-5、2-4、2-5、3-2、3-5, 此时累积概率最大的路径为 3-2, 仍不符合真实结果. 进行第 3 次扫描, 计算第 3 次扫描结果所有对应路径的累积概率, 求得累积概率最大的路径为 2-5-6, 虽然仍不符合真实路径, 却修正了路径第 1 步和第 2 步. 进行第 4 次扫描, 计算累积概率, 得到累积概率最大的路径为 2-5-7-9, 修正为正确路径. 在第 3 次扫描结果中, loc_6 的概率为 0.3, 大于 loc_7 的概率为 0.2, 且路径 2-5-6-9 和路径 2-5-7-9 同样满足运动连续性, 对于这种情况, TinyLoc 根据运动趋势变化, 将路径修正为 2-5-7-9.

4 实验评估

这一节将阐述对 TinyLoc 进行的实验的设计、步骤、结果和相关分析.

4.1 实验设置

考虑到人们在使用可穿戴设备时, 由于肢体各部分的自然活动(如挥动手臂)可能使得可穿戴设备无法严格的代表人体的整体移动方式, 进而影响对于运动轨迹的预测. 为了测试 TinyLoc 定位算法的有效性, 在实验中, 我们同时在 HTC One 智能手机以及 Moto 360 二代智能手表(如图 6 所示)上, 对 TinyLoc、MoLoc 以及基础的 Wi-Fi 指纹算法进行了实现, 通过在传统智能设备和可穿戴设备两种不同平台上同时进行的实验, 来进一步对比并研究 TinyLoc 的定位精度和能耗优化情况.

另外, 由于室内场景的多样性, 为了进一步提高实验结果的有效性, 我们同时在一个 144 m² 的室内开阔区域和一个 200 m² 的室内封闭办公场所分别进行了实验, 如果图 7、图 8 所示.

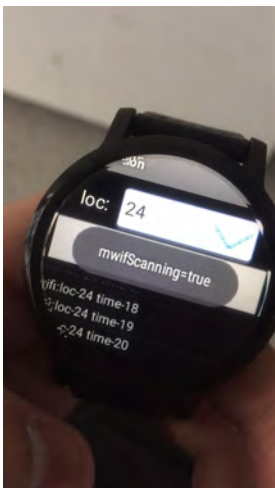


图 6 Moto 360 二代智能手表

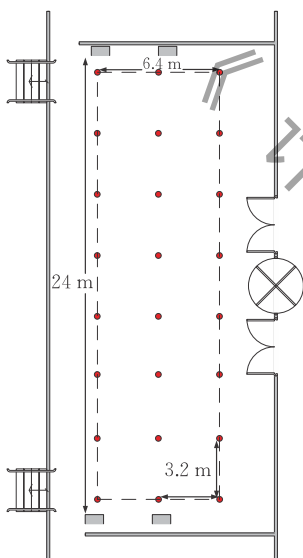


图 7 实验区域 I

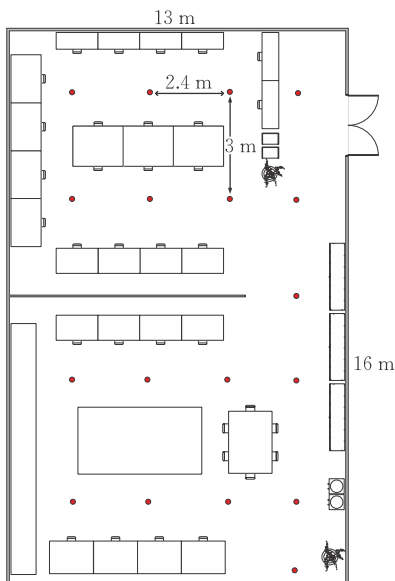


图 8 实验区域 II

实验场地 I 是位于某大厅的室内空旷区域. 实验区域长 24 m 宽 6 m, 包含 8×3 个位置, 相邻位置间隔 3 m. 我们在区域的顶点和一条边的中点布置了 5 个 AP, 分别在数据构造和定位阶段在每个位置进行 10 次 RSS 抽样, 用于指纹库构建和位置估计. 对于 MoLoc, 我们记录了每两个位置间移动的陀螺仪和加速度传感器读数, 其中 3 次用于运动数据库构建, 1 次用于定位. 试验场地 II 位于某个长 13.2 m 宽 15.6 m 的网络实验室, 该区域遍布桌、椅和机架等家具, 电脑、服务器和交换机等设备, 电磁环境复杂. 我们随机选取了 8 个能覆盖整个区域的 AP, 选定了 18 个位置, 每两个位置间隔 2 m~4 m. 数据采集和实验方法与场地 II 相同. 实验数据集由所有采集到的路径信息中随机选择得到, 计算所需的邻接矩阵 M 在算法开始前手动输入.

4.2 实验结果与分析

我们设计了实验在各个方面(精度、能耗等)对比考察 TinyLoc、MoLoc 和基础的 Wi-Fi 指纹定位算法, 并在传统智能设备和可穿戴设备上分别进行了实验. 同时, 为了研究 TinyLoc 算法的可移植性, 我们设计了实验对比了借助 TinyLoc 改进后的 FreeLoc^[6] 和原生 FreeLoc 算法. 实验结果和相关分析将在本节详细讨论.

4.2.1 定位精度

我们分别从定位误差 CDF、定位准确率两个方面比较 TinyLoc、MoLoc 和 Wi-Fi 的定位精度. 随后对不同 AP 个数情况下以及不同路径长度下的定位精度进行统计分析, 解释 TinyLoc 和 MoLoc 运用运动特性的区别.

$$D_{loc} = \frac{\sum_{n=1}^{step} Distance(loc_n^{estimated}, loc_n^{real})}{step} \quad (5)$$

$$p_x = \frac{count(loc \in path_{step=1,2,\dots,N} \wedge D_{loc} \leq x)}{\sum length(path_{step=1,2,\dots,N})} \quad (6)$$

我们首先做出了在两种实验环境和两种设备. 平台上路径定位误差概率分布曲线, CDF 的计算方法由式(5)和式(6)所指明. 本文提出的算法与其它室内定位算法不同, 需要利用当前位置之前的路径信息, 再加以运动特性的判断来修正定位结果. 于是, 在进行定位精度实验时, 难以像其它定位算法那样, 直接给出单独针对某一个点或某一个位置的定位精度, 因为缺乏之前路径的信息, 本算法难以运行. 于是, 在算法的定位精度的误差计算部分, 我们计算的是一条路径上所有定位点的平均点定位误差, 即通过计算一条修正后的路径所有偏差点的误

差求平均值得到的,如式(5)所示.另外有一点需要说明的是,由于本算法的计算过程是在维护一颗概率树,其树根,即路径的初始位置是按照真实位置输入系统的.两个实验场地的定位误差 CDF 如图 9~12 所示.

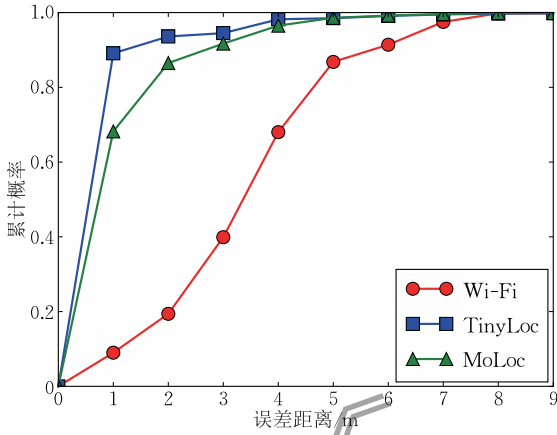


图 9 实验区域 I 路径定位精度 CDF(HTC One)

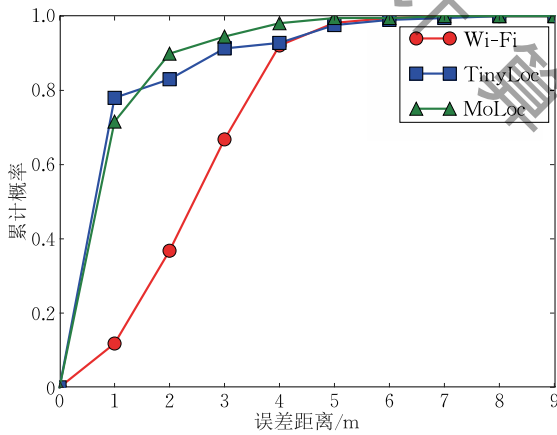


图 10 实验区域 II 路径定位精度 CDF(HTC One)

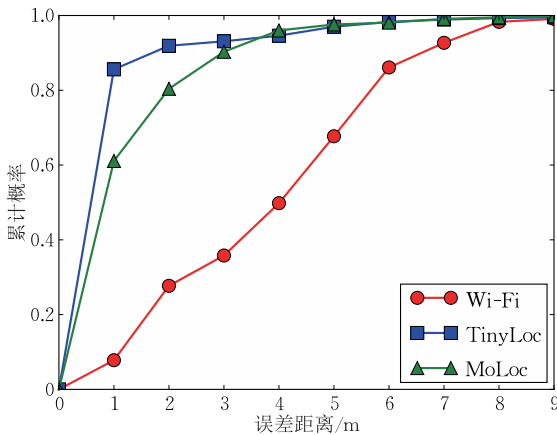


图 11 实验区域 I 路径定位精度 CDF(Moto 360)

从图中可以发现, TinyLoc 和 MoLoc 明显优于 Wi-Fi 指纹匹配方法. 其中, 在 Moto 360 二代智能手表上进行的实验, TinyLoc 和 MoLoc 完整路径上

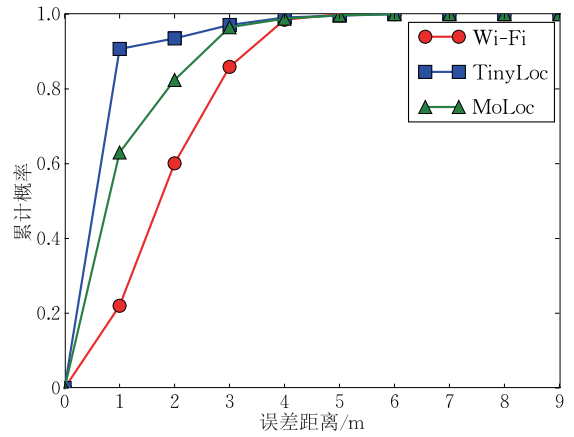


图 12 实验区域 II 路径定位精度 CDF(Moto 360)

的误差点的平均定位误差小于 1 m 的概率分别为 80% 和 60% 左右, 在 HTC One 上, 完整路径的平均点误差小于 1 m 的概率分别则为 80% 和 70% 左右, 而误差小于 2 m 的概率则均达到了 80% 以上. 对比两种设备平台上的实验结果, 可以发现曲线的变化趋势是相对一致的, 在 Moto 360 二代上得到的实验结果要略低于 HTC One 上的实验结果, 相差约 3%~5% 左右. 由此可以看出, 可穿戴设备并不能完全排除肢体相对身体移动时带来对运动趋势和定位结果的影响, 例如挥动手臂或扭转肢体等, 如何进一步优化仍是一个值得探索的命题. 另一方面, 运用运动特性的定位算法考虑了相邻位置的可达性, 大幅度缩小估计位置的可能集合, 可以很大程度上减小由 Wi-Fi 指纹相似性或随机变化造成的误差.

我们再从单个位置的定位准确率来比较定位精度. 定位准确度即匹配正确的点的比例, 可以直观表明某算法的定位效果. 我们从实时数据的 10 个样本中选取了 5 个计算其位置匹配率, 实验 I 和实验 II 的结果如图 13~图 16 所示. 可以看出, 在 Wi-Fi 平均定位准确率达到 50% 的情况下, MoLoc 可将定位准确率提高至 80% 以上, TinyLoc 可以提高至 88% 以上. 相比之下, TinyLoc 可以明显提升基础 Wi-Fi 定位算法效果, 同时也可提升 1%~20% MoLoc 的定位精度.

以上实验结果分别是在空旷实验环境下 5 个 AP, 办公室内 8 个 AP 的情况下得到的. 基于 Wi-Fi 指纹匹配的定位算法的效果和 AP 个数是相关的. 我们分别统计了两种实验环境中不同 AP 个数情况下的定位准确度如图 17、图 18 所示. 随着 AP 数量增多, 3 种定位算法的定位精度都有提升. 当 AP 个数超过一定数量后, 定位精度基本不再提高, 这与文献[10]的实验结果相符. 在 AP 数量不同的情况下, TinyLoc 和 MoLoc 的定位效果均优于基础的 Wi-Fi

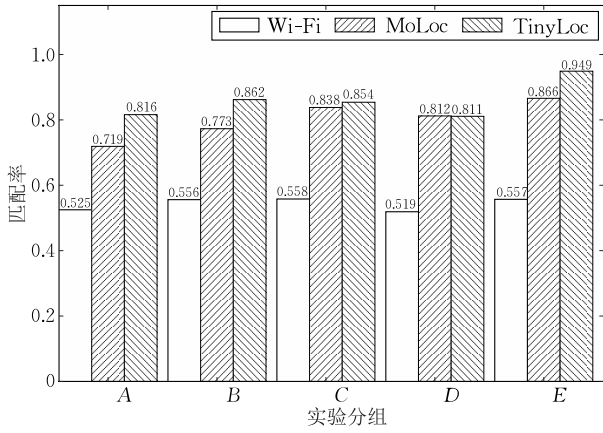


图 13 实验区域 I 单点定位精度(HTC One)

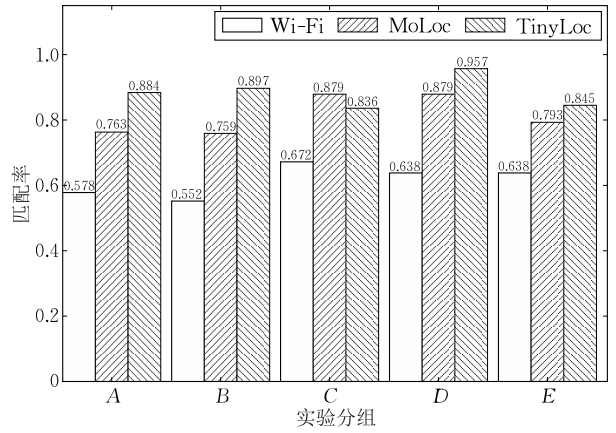


图 16 实验区域 II 单点定位精度(Moto 360)

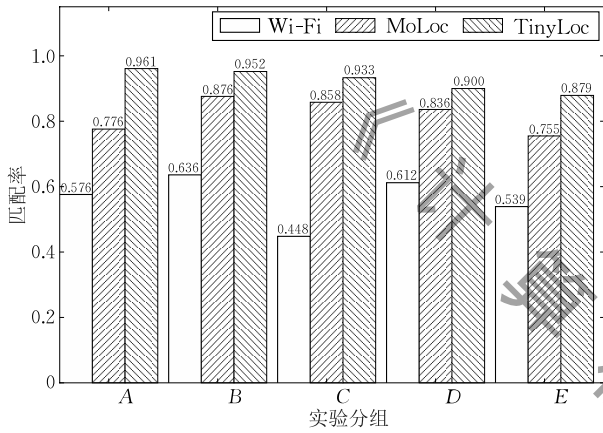


图 14 实验区域 II 单点定位精度(HTC One)

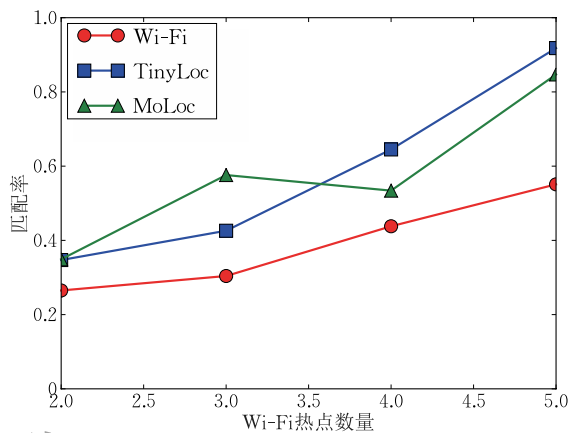


图 17 实验区域 I 定位精度随 AP 数量变化趋势

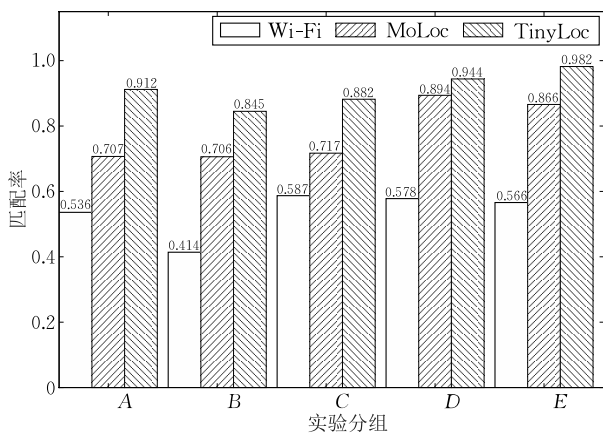


图 15 实验区域 I 单点定位精度(Moto 360)

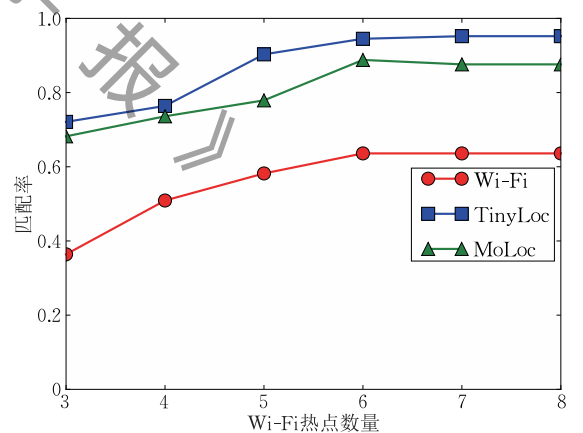


图 18 实验区域 II 定位精度随 AP 数量变化趋势

指纹定位算法. 详细来看, 在实验 I 中, 由于场地空旷, 在 AP 数量为 2 的情况下, 3 种算法的定位精度都很低, TinyLoc 和 MoLoc 基本相当, 定位精度为 35% 左右, Wi-Fi 指纹定位算法则精度更低, 为 27% 左右. 随着 AP 数量的增加, 当达到最大 5 个 AP 时, TinyLoc 和 MoLoc 分别达到 90% 和 85% 左右的精确度, 而 Wi-Fi 指纹定位算法也有明显提升, 精度接近 60%. 在实验 I 中, 随着 AP 数量从 2 个增

加到 5 个, TinyLoc、MoLoc 和基础的 Wi-Fi 指纹定位算法精度提升分别达到 257%、243% 和 222%. 可见 AP 数量对定位精度影响显著. 在实验 II 中, 定位精度随 AP 数量增加而显著提升的趋势与实验 I 相符, 由于其实验场所为室内环境, 虽然存在 Wi-Fi 信号的多径效应, 然而室内结构的自然分割导致各个位置的 Wi-Fi 指纹差别相对开阔空间更为明显, 区分度更大, 于是可以看出在同为 3 个 AP 的情况下,

实验 II 中 3 种定位算法的精度均高于实验 I 中的情况,最终达到的最大精度也好于实验 I 中。

通过对误差概率分布和不同 AP 个数下的定位精度精度的比较可以得出,TinyLoc 和 MoLoc 能够明显改善 Wi-Fi 指纹匹配算法的定位效果.就利用了运动特性的 TinyLoc 和 MoLoc 而言,两者定位效果相差不大,多数情况下 TinyLoc 优于 MoLoc.我们从原理分析造成这种状况的原因:MoLoc 对当前位置定位时,只参考上一步的定位结果可能集合;TinyLoc 维护一棵特定高度的累积概率树,当前定位估计位置可以对历史路径进行修正.随着路径长度的增长,定位效果提升将越明显。

最后,由于 TinyLoc 是利用运动特性的室内定位算法,关于定位精度,我们设计了实验评估路径长度对定位精度的影响.可以想见,路径长度越长,提供给算法进行运动趋势判断的信息越多,对定位精度提升应该更加有利.我们分别在两种实验环境进行了不同长度路径的定位测试,准确率如图 19、图 20 所示.当路径长度为 0 时,初始位置估计只依赖 Wi-Fi 指纹匹配结果.从第 2 次定位的结果可以看出,

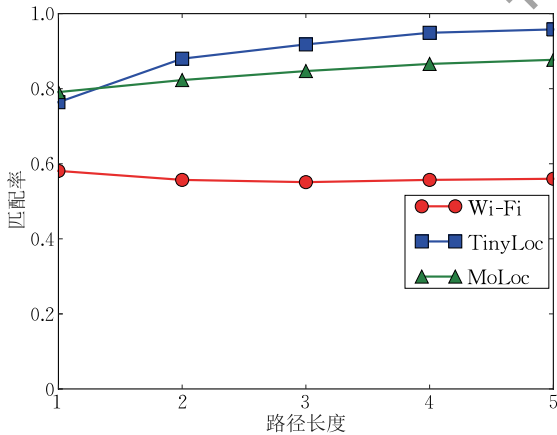


图 19 实验区域 I 定位精度随路径长度变化趋势

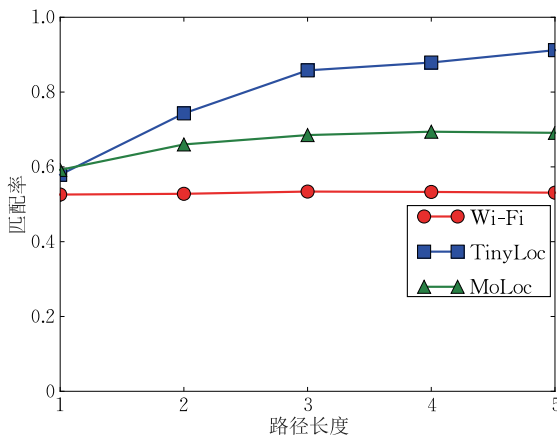


图 20 实验区域 II 定位精度随路径长度变化趋势

无论是 TinyLoc 还是 MoLoc,由于使用运动特性进行定位结果修正,对 Wi-Fi 的定位效果有了明显提升,而提升效果 TinyLoc 略优于 MoLoc.随着路径长度的增加,TinyLoc 对定位效果的提高幅度均优于 MoLoc,在路径长度达到 5 步时,TinyLoc 和 MoLoc 即可达到最优定位精度,此时相对于基础 Wi-Fi 指纹匹配算法,MoLoc 可以提升约 10%~20%的定位精度,而 TinyLoc 则可提升约 30%的定位精度。

4.2.2 算法能耗

我们分别在 Moto 360 二代智能手表和 HTC One 智能手机上实现并运行这 3 种定位算法,一方面通过反复运行测算出每个定位算法在计算部分的平均能耗,另一方面,通过反复扫描 Wi-Fi 信号强度,测算 Moto 360 二代和 HTC One 在数据采集阶段的扫描能耗.结果显示 TinyLoc 仅消耗约 64%的 MoLoc 能耗,在持续定位的使用情况下,可延长智能手表约 1.25 倍的运行时间.同时,TinyLoc 在使用最少能耗的情况下,达到了最大精度提升,这对于资源受限的可穿戴设备来说是非常重要的。

对于 MoLoc,我们多次执行计步程序以统计平均运动传感器能耗.图 21 显示了执行一次定位 TinyLoc、MoLoc 以及基础 Wi-Fi 定位算法的总能耗.图中的单位是 1%,按照 HTC 的 2300mAh 的电量进行折算,3 种定位算法的耗能分别为 0.1922mAh、0.302mAh 和 0.1919mAh.另外,在 Moto 360 上进行的测试得出 TinyLoc、MoLoc 和基础 Wi-Fi 指纹匹配 3 种定位算法的能耗如表 1 所示,分别为 0.0084mAh、0.0131mAh 和 0.0081mAh.其中,TinyLoc 和基于 Wi-Fi 指纹匹配的算法,其能耗包括两部分,即信号采集能耗和计算能耗.而 MoLoc 还包括额外的内建运动传感器能耗.由于计算能耗相比信号采集能耗来讲,非常微小,几乎可以忽略不计,MoLoc 相比其

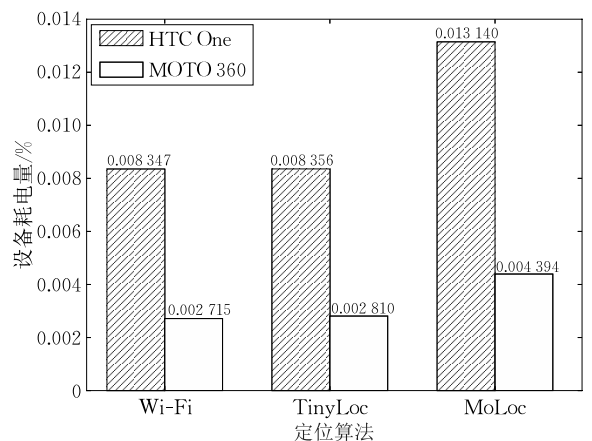


图 21 不同算法在两款设备上的单次定位能耗

它两种算法能耗偏高的主要原因就是其使用的内建运动传感器带来的额外能耗。

在 Moto 360 上以 3s 每次的频率进行 Wi-Fi 信号扫描,在此基础上,对 3 种定位算法分别测试其在 Moto 360 上的最长可工作时间,结果如图 22 所示。从图中我们可以发现,Moto 360 在使用不同定位算法时,最长运行时间有显著的差异。首先,Moto 360 自身的待机时间约为 24 h,一直使用 TinyLoc 进行室内定位是可运行时间最长的,可达到约 13.27 h,使用 MoLoc 则为 10.59 h,而 Wi-Fi 指纹匹配则为 4.25 h(要求到达一定精度,此时 Wi-Fi 指纹匹配算法需要每个位置采集 6 个数据以保证达到一个可接受的精度)。可以发现,使用 TinyLoc 的运行时间约是 MoLoc 的 1.25 倍,是 Wi-Fi 指纹匹配的 3.12 倍。

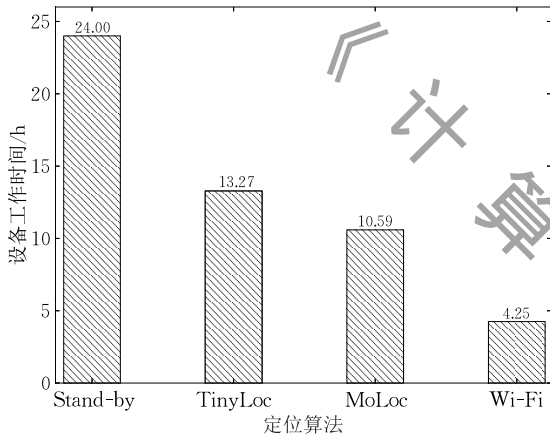


图 22 不同算法在 Moto 360 运行时的工作时间

实际上,从某种程度上讲,定位精度和能耗是互相对立的两个方面。定位算法采取一定措施提高定位精度,势必造成定位能耗增加,这将不利于算法的可部署性。面向可穿戴设备的定位算法,应该考虑如何尽可能的减少能耗并提供精度,即如何提高单位能耗对精度优化的贡献度。

为了研究这 3 种算法对能源的使用效率,我们测试 TinyLoc、MoLoc 和 Wi-Fi 指纹匹配在单位精度提升的情况下,所需要的能耗代价。实验结果如图 23 所示。可以看出,TinyLoc 以最小的能耗增长为代价,达到了最大化的定位精度提升。基于 Wi-Fi 指纹匹配的方法,需要通过增加采集额外的实时 RSS 数据来提高精度,通过图 1 我们可以知道,这将带来几乎 900% 的能耗提升(需要 9 倍的数据采集量来达到最优的定位精度)。TinyLoc 通过使用运动特性的方式提高精度,避免了更多实时数据的采集,但是引入了额外的计算量,但额外的计算能耗仅占总能耗的 5%。MoLoc 通过设备内建的运动传感器来获

取运动信息,以此来优化定位精度,而这带来了额外的约 30% 能耗增长。

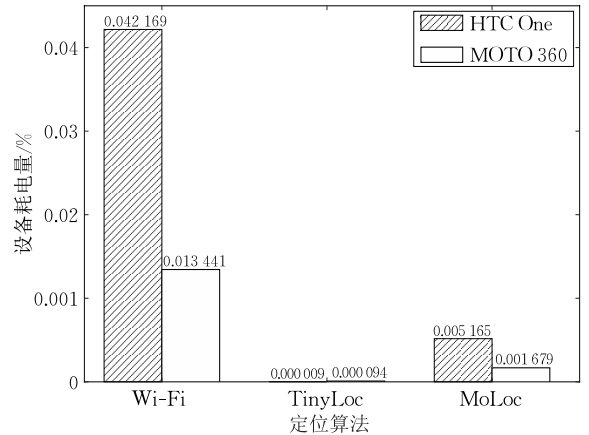


图 23 不同算法单位精度提升的能耗代价

由此可见,TinyLoc 以最小的能耗代价获得了最大精度增益,因而适用于低电量的可穿戴设备和对精度有要求的智能家居环境。

4.2.3 算法可移植性

与其他基于运动特性的定位算法一样,TinyLoc 具有很好的兼容性,可以方便地与其他定位系统相结合。FreeLoc^[6]算法使用某一室内位置各 AP 热点之间相对 RSS 强弱排序做为指纹,来代替绝对 RSS 数值对位置进行定位。这一做法极大提升了指纹数据在不同设备间公用的兼容性,然而对于定位精度存在一定程度的影响。我们实现了 FreeLoc 的算法原型,并在场地 1 中进行了实验。结果表明,FreeLoc 的定位效果确不理想。我们使用 TinyLoc 利用运动特性修正定位结果的思想改进 FreeLoc,在 FreeLoc 的基础上使用运动特性提高定位精度,实现了混合 TinyLoc 和 FreeLoc 的定位方案 TinyLoc-based FreeLoc。定位误差 CDF 如图 24 所示。

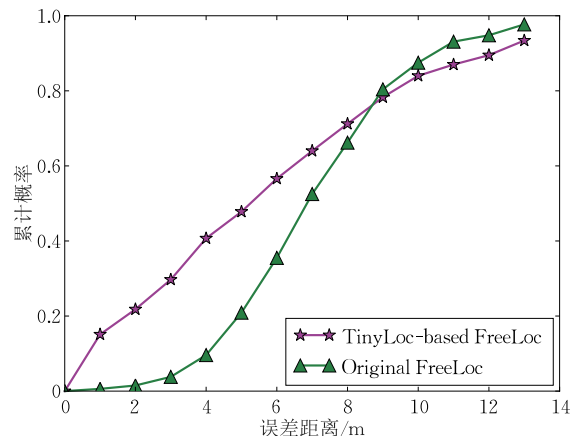


图 24 利用 TinyLoc 优化 FreeLoc 定位精度

实验结果表明, TinyLoc 利用运动特性对定位结果进行修正的思路确实可以提高定位精度, 且与其他现有的定位系统具备很好的可结合性.

5 讨 论

本文提出了一种仅需采集一个实时数据进行定位的室内定位技术 TinyLoc, 使用人在室内的运动特性, 对定位结果进行修正和优化, 具备轻量级、节能、实时和高精度的特点. TinyLoc 能够很好的满足智能家居场景下, 在个人穿戴设备上部署室内 LBS 的相关要求. 然而, TinyLoc 技术中依然有一些富于挑战性的技术性问题值得讨论, 下面简要描述我们正在研究也最为关心的一个.

TinyLoc 可以在只采集一个实时数据的情况下, 获得良好的定位精度, 其中很重要的一个原因是背景数据和环境模型(参见 2.1 节)中包含了各个位置之间的相对关系, 这也是 TinyLoc 算法中, 利用人在室内运动特性来优化定位结果的基础. 然而, 如何获取所在环境的相对位置信息, 又如何规范化定义相对位置, 以更好的描述环境信息, 都是值得研究的问题.

我们正在研究一种基于传统智能移动设备(如手机、平板电脑等)的自动位置信息获取技术. 在背景数据采集阶段, 先使用传统设备进行采集, 除了自动获取位置 RSS 值, 还可以根据设备自带的陀螺仪和加速器, 通过角度偏移自动获取每个位置之间的相对位置关系, 形成支持 TinyLoc 的背景数据和位置模型.

6 相关工作

近十年来许多室内定位技术被提出. 其中基于 Wi-Fi 的室内定位技术由于其在室内环境中易部署, 一直是研究热点. 我们的工作着眼于设计一个低功耗的室内定位算法, 通过应用用户运动特性弥补减少实时数据量带来的精度缺失.

早期的室内定位技术应用 GSM 信号、RFID、次声波、超声波或 UWB 来确定位置, 它们需要依赖特殊设备^[1]. 无线射频信号于 2000 年在 RADAR 中被首次用于定位^[2]. 近年来, 许多定位技术开始重视 Wi-Fi 信号强度, 以此来提高精度^[9,11]、减小测量区域^[12]以及训练系统^[13]等. 然而, 信号强度总是波动, 所以需要一定实时数据量来保证定位精度. 如何减小测量误差对定位效果的影响是另一个重要研究课

题. FreeLoc^[14]不直接使用信号强度 RSS 值, 而是使用 AP 间 RSS 的相对排序进行匹配, 以此解决 RSS 不规则改变的问题. 然而, 对于 AP 个数较少的环境, 或者相邻区域 RSS 差别不大的情况将会对定位精度造成严重问题. MoLoc^[8]是一种利用运动信息来辅助提升定位精度的室内定位算法. MoLoc 可以比较容易的与当前其它定位算法组会使用, 通过简单的增加一个运动数据库即可. 然而, MoLoc 使用设备内建的传感器采集运动信息, 首先这限制了 MoLoc 可以部署和使用的设备范围, 另外, 内建传感器的频繁使用也会带来额外的系统能耗, 这对于传统智能设备并不是一个问题, 而对于资源严重受限的可穿戴设备来讲, 这一额外的能耗尚需进一步优化.

另一种方法是放弃 RSS, 测量 Wi-Fi 环境中其他相对稳定的物理量来实现更高精度, 如 FILA^[3]和文献[15]提到的 CSI(Channel State Information). 该方法引入了物理层的通信信道状态信息, 周围物理空间环境的变化, 将会反映在 CSI 中, 从而使得基于 CSI 的定位算法识别出环境差别并用以定位. 然而由于 CSI 的测量困难、测量成本较高, 它目前并不适用于可穿戴设备. 另外, 作为室内定位的基础, 对自动化室内地图和指纹数据库建立也有不少相关研究, 如文献[16]采用广播信号进行指纹数据库建立和相应定位算法.

此外, 节能性一直是室内定位领域的热门研究课题, 也是可穿戴设备所要考虑的首要问题. 通过各类辅助设备, 感知环境信息来动态调整数据采集, 是当前节能机制的主要思想. 例如根据节点的移动速度, 动态调整信号强度采集频率^[4-5,17-18], 通过多重 OFDM 辅助波的信道应答来提高精度^[19]以及使用周围环境信息^[6-7]. 此外也有在系统层面降低系统整体能耗的方案, 如 GreenLoc^[20]. GreenLoc 认为人群通常具有相似的运动行为, 所以可以选取人群中的一些个体作为样本, 使用对他们进行定位的结果代表整个人群, 从而降低了系统总能耗. 但 GreenLoc 并不擅长对个体的定位, 而这正是智能家居应用场景中所需要的. 另外, Wi-Fi 信号扫描的信道覆盖也会带来更多的能耗开销, 如文献[21]采用了更少的信道覆盖方法, 保障精度的同时降低算法能耗. 文献[22]则采用 Zigbee 技术在 2.4 GHz 频段上扫描 Wi-Fi 信号的方式, 降低信号采集能耗, 取得了明显的能耗优化, 然而因此新引入的地图机制可能会带来额外的系统复杂度和能耗开销. 另一方面, 如文献[23-25]在移动设备的数据传输方面, 通过新的传

输协议和机制设计,将传输能耗进行了进一步优化,对基于移动设备的室内定位技术,提高数据处理和传输时的能源效率起到积极作用。

7 总结与展望

智能家居与可穿戴设备的快速发展,为家居环境下的 LBS 发展提供了良好的基础。然而,节能性是现有的定位技术在投入使用前所必须考虑的重要问题。本文首次提出了可部署于穿戴设备上的,面向智能家居场景的低能耗的室内定位算法——TinyLoc。该算法应用运动特性来修正定位结果,优化定位精度。根据在 HTC One 智能手机以及 Moto 360 智能手表上的实验结果,使用该算法定位误差小于 3m 的概率达到 90% 以上,比同环境中的基于 Wi-Fi 的基础定位算法,精确度提高 9 倍以上。与此同时,在定位精度相似的条件,它的平均能耗仅为 MoLoc 的 65%。实验中,本文提出了将 TinyLoc 核心思想应用于其他定位技术的方案,并在实验测试中取得了良好效果,证明了 TinyLoc 的可移植性和良好的技术兼容性。

未来我们计划聚焦于 TinyLoc 所需的背景数据和环境模型的自动构建技术。除应用运动特性外,我们将着眼于为 TinyLoc 扩展更丰富的定位策略,以适应更加多样化的室内应用场景,并在范围更大的实际环境下测试和完善 TinyLoc。

参 考 文 献

- [1] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2007, 37(6): 1067-1080
- [2] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system//*Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Computer Communications*. Tel Aviv, Israel, 2000, 2: 775-784
- [3] Wu K, Xiao J, Yi Y, et al. Fila: Fine-grained indoor localization//*Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Computer Communications*. Orlando, USA, 2012: 2210-2218
- [4] You C, Chen Y C, Chiang J R, et al. Sensor-enhanced mobility prediction for energy-efficient localization//*Proceedings of the 3rd 2006 Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks*. Reston, USA, 2006, 2: 565-574
- [5] Constandache I, Choudhury R R, Rhee I. Towards mobile phone localization without war-driving//*Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Computer Communications*. San Diego, USA, 2010: 1-9
- [6] Liu Y, Lu S, Liu Y. COAL: Context aware localization for high energy efficiency in wireless networks//*Proceedings of the 2011 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. Cancun, Mexico, 2011: 2030-2035
- [7] Azizyan M, Constandache I, Roy Choudhury R. SurroundSense: Mobile phone localization via ambience fingerprinting//*Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. Beijing, China, 2009: 261-272
- [8] Sun W, Liu J, Wu C, et al. MoLoc: On distinguishing fingerprint twins//*Proceedings of the 33rd 2013 IEEE International Conference on Distributed Computing Systems*. Philadelphia, USA, 2013: 226-235
- [9] Youssef M, Agrawala A. The horus WLAN location determination system//*Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. New York, USA, 2005: 205-218
- [10] Li H, Sun L, Zhu H, et al. Achieving privacy preservation in WiFi fingerprint-based localization//*Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Computer Communications*. Toronto, Canada, 2014: 2337-2345
- [11] Klepal M, Beauregard S. A novel backtracking particle filter for pattern matching indoor localization//*Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-Less Environments*. San Francisco, USA, 2008: 79-84
- [12] Eleryan, Elsabagh M, Youssef M. Synthetic generation of radio maps for device-free passive localization//*Proceedings of the 2010 IEEE Global Telecommunications Conference*. Houston, USA, 2011: 1-5
- [13] Wang H, Sen S, Elgohary A, et al. No need to war-drive: Unsupervised indoor localization//*Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. Low Wood Bay, UK, 2012: 197-210
- [14] Yang S, Dessai P, Verma M, et al. FreeLoc: Calibration-free crowdsourced indoor localization//*Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Communications*. Turin, Italy, 2013: 2481-2489
- [15] Yang Z, Zhou Z, Liu Y. From RSSI to CSI: Indoor localization via channel response. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2013, 46(2): 25
- [16] Yoon S, Lee K, Rhee I. FM-based indoor localization via automatic fingerprint DB construction and matching//*Proceeding of the 11th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. Taipei, China, 2013: 207-220
- [17] Shafer I, Chang M L. Movement detection for power-efficient smartphone WLAN localization//*Proceedings of the 13th ACM International Conference on Modeling, Analysis, and Simulation of Wireless and Mobile Systems*. Bodrum, Turkey, 2010: 81-90

- [18] Mizell D. Using gravity to estimate accelerometer orientation//Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on Wearable Computers. White Plains, USA, 2003; 252
- [19] Sen S, Radunovic B, Choudhury R R, et al. You are facing the Mona Lisa: Spot localization using PHY layer information//Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. Low Wood Bay, UK, 2012; 183-196
- [20] Abdellatif M, Mtibaa A, Harras K A, et al. GreenLoc: An energy efficient architecture for WiFi-based indoor localization on mobile phones//Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Communications. Budapest, Hungary, 2013; 4425-4430
- [21] Brouwers N, Zuniga M, Langendoen K. Incremental Wi-Fi scanning for energy-efficient localization//Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. Budapest, Hungary, 2014; 156-162
- [22] Gao Y, Niu J, Zhou R, et al. Zifind: Exploiting cross-technology interference signatures for energy-efficient indoor localization// Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Communications. Turin, Italy, 2013; 2940-2948
- [23] Liu F, Shu P, Lui J C S. Appatp: An energy conserving adaptive mobile-cloud transmission protocol. IEEE Transactions on Computers, 2015, 64(11): 3051-3063
- [24] Zhang T, Zhang X, Liu F, et al. eTrain: Making wasted energy useful by utilizing heartbeats for mobile data transmissions//Proceedings of the 2015 IEEE 35th International Conference on Distributed Computing Systems. Columbus, USA, 2015; 113-122
- [25] Liu F, Shu P, Jin H, et al. Gearing resource-poor mobile devices with powerful clouds: Architectures, challenges, and applications. IEEE Wireless communications, 2013, 20(3): 14-22



WANG Xiao-Liang, born in 1986, Ph. D. candidate, His research interests include wireless network and mobile computing.

XU Ke, born in 1974, Ph. D. , professor, Ph. D. supervisor. His research interests include Internet architecture,

high performance router, P2P network, Internet of things and network economics.

YANG Zheng, born in 1983, Ph. D. , assistant professor. His research interests include wireless network and mobile computing.

GE Zhi-Cheng, born in 1993, master candidate. His research interests include Internet of things and wireless sensor network.

Background

The rapid development of smart home and wearable devices provides a good foundation for the high availability of indoor LBS in home setting scenario. However, energy efficiency is the essential issue that needs to be significantly improved for the existing locating technology before they can be implemented on energy-constrained wearable devices. In this paper, we propose a novel indoor localization technology called "TinyLoc" with its focus on energy efficiency, the first one that can fit in wearable computing in smart home scenes.

This work was supported by the National Natural Foundation of China (61170292, 61472212), the National Science and Technology Major Project of China (2015ZX03003004),

the National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China (2013AA013302, 2015AA015601), EU Marie Curie Actions CROWN (FP7-PEOPLE-2013-IRSES-610524).

By referring user motion features, TinyLoc modifies locating results to achieve satisfying locating accuracy and guarantee excellent energy-saving performance. According to the experiment deployed on HTC One and Moto 360, the probability of error within three meters can reach more than 90%. Meanwhile, energy consumption is 35% lower than that of MoLoc when achieves the same accuracy.