

基于指纹的室内定位技术

Techniques for Fingerprint Based Indoor Localization

李冬/LI Dong
张宝贤/ZHANG Baoxian

(中国科学院大学 泛在与传感网研究中心,
北京 100049)
(Research Center of Ubiquitous Sensor
Networks, University of Chinese Academy
of Sciences, Beijing 100049, China)

近年来,基于无线信号的室内定位技术越来越受到学术界和工业界的重视。这是因为位置信息是移动智群感知和物联网应用的基础要素之一,且在室内环境中具有广泛的应用场景,例如机场/火车站/商场的人员导航、特殊贵重物品跟踪、基于位置的服务推送、安全和入侵检测与防范等。然而,室内环境复杂,无线信号传播容易受到人员流动、家具、墙壁等障碍物的影响。同时,室内定位应用对位置精度提出了很高的要求。因此大量的研究工作^[1-4]已经针对室内定位技术展开。

基于无线信号指纹的定位技术是当前室内定位技术研究的重点。与基于测距和基于接近度的定位技术相比较,指纹定位技术的优势在于基站侧和移动终端侧都不需要特殊设备,且具有较高的定位精度(平均定位误差1~3 m)。特别是随着智能手机和无线局域网(WLAN)基础设施的快速普及,基于Wi-Fi信号强度指纹的定位技术已经成为研究和应

收稿日期: 2015-09-05
网络出版时间: 2015-10-29
基金项目: 国家自然科学基金项目
(61471339、61173158)

中图分类号: TN929.5 文献标志码: A 文章编号: 1009-6868 (2015) 06-0031-004

摘要: 基于无线信号指纹的定位技术是当前室内定位技术研究的重点,它具有无需额外基础设施、成本低且定位精度较高等优势。基于指纹的定位系统,其核心思想是将不易测量的位置信息映射为容易测量的无线信号特征,并以机器学习中的分类器的角度将已有指纹定位技术分为两个方向:基于Wi-Fi信号强度的分类模型研究;结合其他物理信号特征的指纹定位研究。强调室内定位的关键在于找出它的核心应用,完成从学术到市场的转变。

关键词: 指纹;室内定位;Wi-Fi信号强度;分类器;无线信号

Abstract: Fingerprint-based indoor localization has become a research focus due to its accuracy and low cost and because there is no need to deploy extra infrastructure. The key in fingerprint-based indoor localization is to map difficult-to-measure location information to characteristics of measurable radio signal strength. From a machine learning and classification perspective, existing fingerprint-based indoor localization systems can be categorized according to 1) design of classification models based purely on Wi-Fi radio signal strengths (RSS) and 2) localization using both Wi-Fi RSS and other physical signal's characteristics. The key in indoor localization is to find kill applications and finish the change from academic research to market applications.

Key words: fingerprint; indoor localization; Wi-Fi radio signal strength; classifier; wireless signal

用的主要方向。

1 基于指纹的室内定位技术的理论基础和工作流程

1.1 指纹定位系统的核心思想和基础假设

基于指纹的定位系统,其核心思想是将不易测量的位置信息映射为容易测量的无线信号特征。这种思想主要基于以下两个基本假设:

(1)无线信号特征与地理位置相关。在理想情况下,目标环境中每一个地理位置都拥有唯一的可区分的无线信号特征,作为该位置的指纹信息。指纹的区分度越高,指纹定位系

统的精度也越高。这个假设隐含的意思是无线信号特征仅与地理位置相关,不易受到其他因素的影响。

(2)不同指纹的相似度程度和它们之间的物理距离具有强相关性。由于训练阶段(也称离线阶段)的参考指纹位置数量有限,在线阶段,待定位的位置一般与参考位置不重合,这就需要利用临近的参考位置来进行位置估计。在大尺度上,无线信号的衰减规律保证了这种相关性;但是在小尺度上,尤其是室内环境,受多径效应和快衰落的影响,物理位置相近的两个指纹,也可能出现相关度较小的情况。

指纹定位系统产生误差的主要

根源在于无线信号特征很难完全满足上述两个假设。

1.2 指纹定位技术的工作流程

下面介绍的指纹定位流程将以 Wi-Fi 信号强度 (RSS) 为信号特征。同时,这一流程也适合基于其他物理信号的指纹定位。

基于指纹的定位流程可以分为两个阶段:离线训练阶段和在线定位阶段。

(1) 离线训练阶段。训练人员手持移动设备在目标环境的多个位置上分别采集来自不同接入点 (AP) 的 Wi-Fi 信号强度信息。具体来说,在目标环境中,人工标定出一些特定的位置,这些位置坐标已知(这些位置被称作参考点 (RF))。一个位置的坐标记做 (x,y) 。在每一个 RF 上,移动设备采样来自多个临近 Wi-Fi 基站的信号强度,形成一个一维向量,并与该 RF 的坐标相关联,形成该 RF 的指纹,形式如式(1)。其中 n 表示所检测到的 Wi-Fi 基站数量, RSS_k 表示第 k 个基站的信号强度值。将所有 RF 的指纹存储于一个数据库中,形成一个二维矩阵,称作 radio map。

$$\langle (x,y), (RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_n) \rangle \quad (1)$$

(2) 在线定位阶段。待定位的移动端设备采集 Wi-Fi 信号强度,形成该位置上的指纹向量并上传到服务器端。服务器端通过指纹相似度匹配算法,将上报的指纹向量与数据库中每一条指纹记录相匹配,最终确定待定位设备的估计位置,并回传给移动设备。

2 指纹定位系统分类

2.1 指纹定位分类的方法

基于指纹的定位过程可以看成对一个对无线信号特征进行分类的过程:离线阶段就是训练一个分类器模型,将采集的指纹信息作为分类器的输入,RF 的位置作为分类器的输出,

从而训练出符合目标无线环境的分类器模型;在线阶段就是应用分类器进行定位,将新采样的指纹信息输入到训练好的分类器,对应的输出即为 RF 的坐标,并以此作为待定位设备的估计坐标。以机器学习中的分类器的角度,我们将已有指纹定位系统分为两类(如图 1 所示)。

(1) 基于 Wi-Fi 信号强度的分类器模型研究

分类器模型是建立地理位置和无线信号特征之间映射的基础,是室内定位系统设计与研究的一个主要研究方向。分类器模型越接近实际的无线环境,定位系统的性能越好。分类器模型可分为确定性分类器、概率型分类器和基于神经网络算法的分类器。

(2) 结合其他物理信号特征的指纹定位研究

由于 Wi-Fi 信号的室内传播易受到人体及一些障碍物的影响,且室内存在着多径衰落和快衰落,导致基于 Wi-Fi 指纹定位系统的精度受到影响。当前,一些研究将目光转向探索采用其他物理信号作为 Wi-Fi 信号强度信息的替代或者补充,这其中包括采用 Wi-Fi 信号相位特征的定位系统、结合 Wi-Fi 信号强度与其他无线信号(如调频 (FM)、全球通移动通信系统 (GSM) 等)特征的定位系统、仅采用其他物理信号(如地磁、声波等)

特征的定位系统。

2.2 典型指纹定位系统

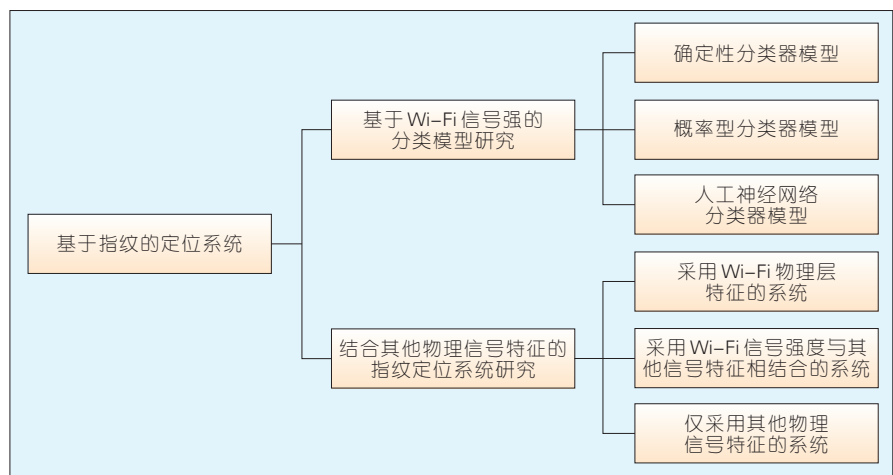
根据上述分类法,下面介绍这两类研究方向中典型的指纹定位系统,包括设计目标、主要机制及其性能和特点。

2.2.1 分类器模型的选择

分类器按照其训练过程的不同可以分为 3 类:确定性分类器、概率型分类器和基于神经网络的分类型。

(1) 确定性分类器

确定性分类器代表是 k 近邻算法 (kNN),该算法是文献[5]中微软亚洲研究院的 Bahl 等人于 2000 年提出的,相关系统称作基于无线射频的室内人员定位与跟踪系统 (RADAR)。该系统是第一个基于指纹的室内定位系统。在实现方面,在训练阶段,该系统以每个 RF 上采样的多个 Wi-Fi 基站的信号强度的平均值作为指纹,指纹所形成的数据库即为分类器模型。在线阶段,该系统采用 kNN 算法,以欧氏距离估计信号相似度,并以相似度最高的 k 个指纹的位置平均值作为估计位置。文献[5]中实验结果显示,当 $k=1$ 时,该系统平均定位误差为 2.94 m。当在线指纹和训练指纹的信号采样方向相反时,由于信号采集人员身体遮挡效应,平均定



▲ 图 1 基于指纹的定位系统的分类

位误差降低到 4.9 m。kNN 算法的主要不足在于:信号强度的平均值无法充分表征目标环境的无线信号传播特征。

(2) 概率型分类器

概率型分类器的代表是贝叶斯分类器(NBC)^[6]。在文献[6]中,马里兰大学的 Youssef 等人提出了 Horus 室内定位系统,该系统的核心是以概率方式推测指纹匹配度。在实现方面,在训练阶段,他们首先采样每个 RF 的信号强度,然后以直方图的形式记录各 RF 坐标的信号强度概率分布,即已知坐标的条件下信号强度的概率分布。在线阶段,根据贝叶斯定理计算上报的信号强度指纹向量在每个 RF 的概率,并以概率最大的 RF 的坐标作为待定位设备的估计坐标。实验结果显示,Horu 定位系统的平均定位误差为 1.52 m。相比 RADAR 系统,Horu 系统从目标环境中获得了更为丰富的无线信号特征,进而提高了系统的定位精度。该方法的代价是在每个 RF 需要更多的采样次数。

(3) 神经网络分类器

文献[7]中,特伦托大学的 Battiti 等人提出了基于神经网络分类器的指纹定位算法。该定位系统的特点在于利用多层感知器架构(MLP)来表征信号强度和坐标之间的关系。在实现方面,离线阶段将采样的指纹数据库作为训练集输入到神经网络模型,通过一步正切算法(OSS)来学习隐藏单元的系数。离线阶段,每次将上报的信号强度向量带入训练好的模型即可得到该向量的对应估计坐标。神经网络算法(ANN)的优势在于对训练集的个数要求不高。实验结果表明:在 5 次采样的情况下该定位系统的平均误差不大于 3 m,当增加采样量后,平均误差可以降到 1.5 m。

2.2.2 引入其他物理信号特征的定位系统

由于 Wi-Fi 信号的频率(2.4 GHz

和 5.8 GHz)特点,Wi-Fi 信号强度常常无法完全满足指纹定位的两条基础假设。一些研究工作开始探索引入其他物理信号作为 Wi-Fi 的替代或者补充进行指纹定位,这方面的工作主要包括 3 类:采用 Wi-Fi 信号物理层特征的系统、Wi-Fi 信号强度和其他无线信号(如 FM、GSM 等)特征相结合的系统、仅采用其他物理信号(如地磁、声波等)特征的指纹定位系统。下面将一一介绍相关的典型机制和系统,并讨论其优缺点。

(1) 采用 Wi-Fi 信号物理层特征的定位系统

由于 Wi-Fi 信号强度信息经过平均化处理,丢失了一些重要特征信息,故可以采用特征更丰富的 Wi-Fi 信号物理层特征,例如 Wi-Fi 子载波的频率响应特征。在文献[8]中,杜克大学的 Sen 等人提出了 PinLoc 指纹定位系统,该系统的特点是采用了 Wi-Fi 信号子载波特征作为指纹信息。他们通过实验验证了 Wi-Fi 信号的正交频分复用技术(OFDM)子载波的频率响应在给定位置上随时间变化,但变化满足一定的模式,同时在不同位置上的频率响应是不同的,且可以提供 1 m × 1 m 范围(记为 spot 点)分辨率。该文作者在多种环境中验证了该定位系统,在 100 个 spot 定位中,准确率达到 89%。

(2) Wi-Fi 信号强度和其他无线信号特征相结合的定位系统

通过将 Wi-Fi 信号强度信息与其他无线信号特征相结合,可以有效地提升定位系统性能,相关的无线信号包括调频(FM)信号强度^[9]和 GSM 信号强度^[10]等。

FM 信号优势包括:FM 基站分布广泛、手机接收端不需要引入特殊设备、FM 信号频率低(87.8 ~ 108 MHz)不易受人类活动和采样方向的影响、随时间波动小、且穿墙性能较好、FM 信号采样能耗更低。在文献[9]中,霍普金斯大学的 Chen 等人提出了基于 Wi-Fi 信号和 FM 信号相混合的指纹

定位系统。在实现方面,离线阶段,该系统通过手机终端同时采样 Wi-Fi 信号和 FM 信号,并采用归一化方式,将两种不同的物理信号统一成一个混合指纹向量;在线阶段,他们采用曼哈顿距离估测信号相似度,并用 kNN 算法估计待定位节点的坐标。实验结果表明:该系统房间粒度的定位准确率达 98%。

GSM 信号的优势在于 GSM 信号覆盖更加广泛、移动端不需要额外的设备、采样更加省电。在文献[10]中,塔图大学的 Otsason 等人提出了引入 GSM 信号的指纹室内定位系统。通过实验表明,GSM 信号比 Wi-Fi 信号具有更好的时间稳定性,且在同一 RF 上 GSM 信号比 Wi-Fi 信号可以检测到更多的基站。在实现方面,他们采用欧氏距离和 k 近邻算法进行位置估计。该文实验结果表明:在 GSM 和 Wi-Fi 混合定位情况下,平均定位误差为 4 m。

(3) 采用其他物理信号特征的指纹定位系统

一些研究显示,采用非射频的物理信号(例如地磁信号^[11]和背景声波信号^[12])特征作为指纹,可以有效地实现室内定位功能。

地磁信号优势在于移动端不需要额外的设备、不易受人体干扰。在文献[11]中,麻省理工学院的 Chung 等人提出了基于地球磁场的指纹定位系统。他们发现:现代建筑物中的钢结构成分对地磁场有干扰作用,而这种干扰与地理位置(室内建筑结构)相关,与时间和人员运动无关。这种特性满足指纹定位系统的两条基础假设,地磁信号可以作为指纹特征用于室内定位。在实现方面,离线阶段,他们采用了磁场传感器矩阵(4 个)同时采集地磁信号形成指纹信息;在线阶段,他们采用了最小均方差和 k 近邻算法进行位置估计。实验表明,该系统平均定位误差为 1.65 ~ 4.96 m。该方法的不足之处在于:随着指纹数据库的增大,定位误

差会增大。

声波的频谱特点是易于提取、抗瞬时干扰性好。在文献[12]中,美国西北大学的 Tarzia 等人提出一种基于背景音频谱 (ABS) 的指纹定位系统 Batphone。他们通过实验验证了室内环境下背景音频谱具有易于处理、可压缩、抗干扰性好、不随时间变化等特点。该系统可以提供房间级的分辨率。在实现方面,离线阶段,他们采用了傅立叶变换、归一化等方法提取背景音频谱作为指纹信息;在线阶段,他们通过欧氏距离 k 近邻算法进行所在房间估计。实验表明:该系统房间级定位准确率为 69%。

2.3 指纹定位系统的比较

表 1 从分类器模型、无线信号特征和平均定位精度等几个方面对上述各指纹定位系统进行比较。需要指出的是:上述定位系统的精度测量试验都是在不同环境下利用不同测试设备进行的,因此,表 1 给出的定位精度更多的是参考意义,并不具备完全的可比性。如果想对不同算法的定位性能进行更为客观的横向对比,可以参考微软公司组织的全球定位系统大赛相关结果^[13]。

3 结束语

文章综述了当前指纹定位的研究现状,介绍了指纹定位系统的核心思想、基础假设和 workflows,给出了基于指纹定位系统产生定位误差的主要原因。还介绍了基于不同方法、不同物理信号的典型指纹定位系统,以及它们的主要思想、典型特征及其优缺点。

基于指纹的室内定位还有很多方面需要进一步深入研究,例如,如何采用众包方式训练指纹地图,降低专门训练指纹数据库的开销和成本,并提供稳定的定位性能^[14];随着智能手机性能的增强和更多的传感器(如近场通信(NFC)、压力传感器等)的引入,如何以手机为载体并融合多传

▼表 1 各种指纹定位系统的比较

定位系统	分类算法	信号特征	定位精度
RADAR	kNN	Wi-Fi RSS	2.94 m
Horus	NBC	Wi-Fi RSS	1.52 m
ANN	ANN	Wi-Fi RSS	1.5 ~ 3 m
PinLoc	kNN	Wi-Fi 信号物理层特征	"1 m × 1 m" 分辨率准确率 89%
Wi-Fi + FM	kNN	Wi-Fi RSS + FM	房间级准确率 98%
Wi-Fi + GSM	kNN	Wi-Fi RSS + GSM	4 m
Geo-magnetism	kNN	地磁	1.65 ~ 4.96 m
Acoustic	kNN	背景音频特征	房间级准确率 69%
ANN: 神经网络模型算法 FM: 调频 GSM: 全球移动通信系统	kNN: k 近邻算法 NBC: 贝叶斯分类器	RADAR: 基于无线射频的室内人员定位与跟踪系统 RSS: 无线信号强度	

感器输出信号特征的指纹定位技术;如何实现基于指纹的室内定位和室外定位服务的无缝融合等。

需要指出的是不存在最精确的室内定位系统,只有最合适的定位系统。如 GPS 和导航软件的关系一样,室内定位的关键在于找出它的核心应用,完成从学术到市场的转变。

参考文献

- [1] GU Y Y, LO A, NIEMEGERERS I. A Survey of Indoor Positioning Systems for Wireless Personal Networks [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(1):13-32
- [2] LIU H, DARABI H, BANERJEE P, and LIU J. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems [J]. IEEE Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2007, 37(6):1067-1080
- [3] LIU Y H, YANG Z, WANG X P, and JIAN L R. Location, Localization, and Localizability[J]. Springer Computer Science and Technology, 2010, 25(2): 274-297
- [4] VO Q D and DE P. A Survey of Fingerprint based Outdoor Localization [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, (1): 99: 1-1. DOI: 10.1109/COMST.2015.2448632
- [5] BAH I P and PADMANABHAN V N. RADAR: an In-Building RF-Based User Location and Tracking System [C]//in Proceedings of IEEE INFOCOM 2000, 2000: 75-784
- [6] YOUSSEF M A and AGRAWALA A. The Horus WLAN Location Determination System [C]// in Proceedings of ACM MobiSys 2005, Seattle, USA, 2005: 205-218
- [7] BATTITI R, NHAT T L, and VILLANI A. Location-Aware Computing: A Neural Network Model for Determining Location in Wireless LANs [R]. Italy: University of Trento, Feb. 2002
- [8] SEN S, RADUNOVIC B, CHOUDHURY R R, and MINKA T. You are Facing the Mona Lisa: Spot Localization Using PHY Layer Information [C]// in Proceedings of ACM MobiSys 2012, LOW Wood Bay, Lake District, United Kingdom, 2012: 183-196
- [9] CHEN Y, LYMBEROPULOS D, LIU J, and PRIYANTHA B. Indoor Localization Using FM Signals[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(8): 1502-517
- [10] OTSASON V, VARSHAVSKY A, LAMARCA A Y, and LARA E D. Accurate GSM Indoor Localization [C]//in Proceedings of UbiComp 2005, Tokyo, Japan, 2005:141-158
- [11] CHUNG J, DONAHOE M, SCHMANDT C, KIM I J, RAZAVAI P, and WISEMAN M. Indoor Location Sensing Using Geo-Magnetism [C]// in Proceedings of ACM MobiSys 2011, Washington DC, USA, 2011: 141-154
- [12] TARZIA S P, DINDA P A, DICK R P, and MEMIK G. Indoor Localization without Infrastructure Using the Acoustic Background Spectrum[C]// in Proceedings of ACM MobiSys 2011, Washington DC, USA, 2011: 155-168
- [13] Microsoft Indoor Localization Competition - IPSN 2015 [EB/OL].http://research.microsoft.com/en-us/events/indoorloccompetition2015/default.aspx
- [14] SHEN G, CHEN Z, ZHANG P, MOSCRIBRODA T, and ZHANG Y. Walkie-Markie: Indoor Pathway Mapping Made Easy [C]// in Proceedings of USENIX NSDI 2013, Lombard, USA, 2013: 85-98

作者简介



李冬,中国科学院大学博士研究生,研究方向室内定位、嵌入式软件。



张宝贤,中国科学院大学教授、博士;主要研究领域无线传感网、无线网络;先后主持科研项目 10 余项;已发表论文 150 多篇,其中被 SCI/EI 检索 100 多篇。