计算机科学
COMPUTER SCIENCE

室内信息服务的基础——低成本定位技术研究综述

邵子灏, 杨世宇, 马国杰

引用本文

邵子灏, 杨世宇, 马国杰. 室内信息服务的基础——低成本定位技术研究综述[J]. 计算机科学, 2022, 49(9): 228-235.

SHAO Zi-hao, YANG Shi-yu, MA Guo-jie. Foundation of Indoor Information Services:A Survey of Low-cost Localization Techniques[J]. Computer Science, 2022, 49(9): 228-235.

相似文章推荐（请使用火狐或 IE 浏览器查看文章）

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

基于 M2M 相遇区的 PDR 室内定位方法

PDR Indoor Positioning Method Based on M2M Encounter Region

计算机科学, 2022, 49(9): 283-287. https://doi.org/10.11896/jsjkx.210800270

基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合室内定位技术

WiFi-PDR Fusion Indoor Positioning Technology Based on Unscented Particle Filter

计算机科学, 2022, 49(6A): 606-611. https://doi.org/10.11896/jsjkx.210700108

基于近端策略优化的 RFID 室内定位算法

RFID Indoor Positioning Algorithm Based on Proximal Policy Optimization

计算机科学, 2021, 48(4): 274-281. https://doi.org/10.11896/jsjkx.200300028

基于 ARIMA 模型的 RFID 室内相对位置定位算法

RFID Indoor Relative Position Positioning Algorithm Based on ARIMA Model

计算机科学, 2020, 47(9): 252-257. https://doi.org/10.11896/jsjkx.200400038

基于异步优势动作评价的 RFID 室内定位算法

RFID Indoor Positioning Algorithm Based on Asynchronous Advantage Actor-Critic

计算机科学, 2020, 47(2): 233-238. https://doi.org/10.11896/jsjkx.190100070

计算机科学 COMPUTER SCIENCE
http://www.jsjkx.com
DOI:10.11896/jsjkx.210900260

室内信息服务的基础——低成本定位技术研究综述

邵子灏[1]　杨世宇[1]　马国杰[2]
1 广州大学网络空间先进技术研究院　广州 510006
2 华东师范大学经济与管理学部　上海 200062
(2112006188@e.gzhu.edu.cn)

摘　要　近年来,随着物联网技术的发展与智慧城市概念的提出,基于位置的服务快速发展,尤其是由基于卫星信号的全球定位系统(GPS)提供定位的室外位置服务已经深入日常生活的方方面面。然而,GPS在室内定位中受复杂的室内环境影响有着较大的误差,为了提高室内位置服务的定位精度,多种室内定位技术被相继提出。其中,利用现有设备(如Wi-Fi、低能耗蓝牙(BLE)和智能手机等)提供的多种信号信息,通过数据分析、机器学习等技术来提供室内定位服务,具有成本低、部署使用便捷等优点,受到了越来越多的关注。文中梳理了近年来低成本室内定位技术的相关成果,介绍了其基本原理、实现方法以及能达到的定位精度,分析了各种技术的优缺点,并对未来发展趋势进行了展望。

关键词:室内信息服务;室内定位;基于位置服务;低成本定位
中图法分类号　TP301.6

Foundation of Indoor Information Services:A Survey of Low-cost Localization Techniques

SHAO Zi-hao[1],YANG Shi-yu[1] and MA Guo-jie[2]
1 Cyberspace Institute of Advanced Technology,Guangzhou University,Guangzhou 510006,China
2 Faculty of Economics and Management,East China Normal University,Shanghai 200062,China

Abstract　Recently,with the development of Internet of things technology and the proposal of smart city concept,location-based service is developing rapidly,especially,the outdoor location services provided by global positioning system (GPS) based on satellite signals have penetrated into every aspect of out daily life. However,GPS is not applicable for indoor space due to the low localization accuracy,affected by the complex indoor environment. In order to improve the localization accuracy,indoor localization techniques are proposed. The techniques which utilize the existing devices such as Wi-Fi,low energy Bluetooth (BLE) are attracting more and more attention due to their advantages of low cost and easy deployment. This paper surveys the recent research work of low-cost indoor localization techniques with the basic motivations,implementations and their localization performance. Finally,the future development trend is prospected.

Keywords　Indoor information services,Indoor localization,Location-based service,Low-cost localization

1　引言

随着移动网络及智能设备的发展,人们的位置信息成为了诸多应用的关键信息。其中位置信息作为记录人们生活轨迹的重要数据成为了多种应用的核心数据源。位置信息可以分为室外位置信息与室内位置信息,室外位置信息可以应用于智慧城市系统、出行导航系统、基于位置信息的广告服务和便民服务等;室外位置信息的定位服务主要是由全球定位系统(Global Positioning System,GPS)提供,GPS至今已经发展了数十年,有着成熟的体系与应用领域。室内位置信息服务可以应用于智慧家庭、室内定位、室内导航、室内安全、医疗监控等多个领域。例如,人们在大型商场内可以凭借基于室内位置信息的导航服务到达自己想去的购物区;在医院里可以通过室内导航到要去的科室[1-2]。上述室内信息服务都需要高精度的室内定位技术作为基础。由于GPS定位在室外目标时依赖的是三角定位技术,即使用至少3颗人造卫星发射的射频信号对室外目标进行定位,射频信号在传播过程中要求没有障碍物的阻挡,也就是视距无线传输,但是在室内环境中,由于建筑物的房顶通常都是由混凝土、钢筋构成,使用GPS对室内目标进行定位时会出现非常大的误差,因此其不适用于室内空间。

近年来,为了提高室内定位精度,研究人员提出基于射频识别技术(Radio Frequency Identification,RFID)[3-4]、超宽带(Ultra-Wide Band,UWB)[5-7]、毫米波(Millimeter Wave,mm-

到稿日期:2021-09-30　返修日期:2022-04-10
基金项目:国家自然科学基金(NSFC61802127)
This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(NSFC61802127).
通信作者:杨世宇(syyang@gzhu.edu.cn)

Wave)[8-11]等的技术。RFID 可以应用于室内空间的汽车定位[12-13]；UWB 可以应用于复杂室内环境中的定位[14]，也可以应用于消防队员在火灾现场的室内定位[15]；mmWave 可以应用于高精度要求的室内定位[16-18]。但是这些技术都存在一定的局限性，如 RFID 的缺点是它需要特制的标签和阅读器，而且两者的距离要非常近才能工作。UWB 技术是近年来应用最广泛的一种室内定位技术之一，目前已经被商业应用而且能达到厘米级别的定位精度，其缺点在于部署设备的费用较高，包括信号发射器和信号接收手环，而且易受室内环境金属物品的影响；mmWave 的缺点在于其需要部署昂贵的 mmWave 雷达且该技术尚未得到广泛应用。此外，上述技术都存在一个共同的问题，即都需要特制的信号发射器和信号接收器。这一局限性导致整个定位系统的花费很大，应用范围不广。

随着物联网普及和智能手机的发展，室内环境中通常部署了一定数量的 Wi-Fi 设备用于提供室内网络服务。研究人员开始关注一类新的定位技术：基于室内环境中现有的无线信号，对用户进行室内定位。这种做法的好处在于无须为了进行室内定位而额外定制硬件系统，而是基于现有的室内环境的 Wi-Fi 信号以及手机内置的传感器进行室内定位，室内空间中的 Wi-Fi 信号的生成是利用已部署的路由器，BLE 信号则可以使用现有的 BLE 模块，如苹果公司的 iBeacon 和谷歌公司的 URIBeacon，硬件部署的成本极低，而且使用场景更加友好，得到广泛应用的潜力更大。因此，根据是否需要定制专用设备，可以将室内定位技术分为两类。一种是 infrastructure-based 方法[19]，指基于需要特别订制的设备对定位信息进行获取，如 BLE，RFID，UWB 和 mmWave 等。另一种是 infrastructure-free 方法[20]，指基于现有设备以及室内现有的无线信号环境进行室内定位，由于该类技术不需要额外的设备投入，因此也被称为低成本定位技术。该类技术具有部署成本低、适用范围广等优点，因此受到了越来越多研究者的关注。

本文关注此类低成本定位技术，详细介绍近年来提出的具有代表性的方法，并进行系统的分析与比较。本文第 2 节概括低成本室内定位技术及性能评价标准；第 3 节具体介绍低成本室内定位技术中用户无携带设备的室内定位技术；第 4 节介绍用户携带设备的室内定位技术；第 5 节介绍基于新技术的室内定位方法；第 6 节分析了现有技术的局限性并探讨了未来的研究方向；最后总结全文。

2 低成本室内定位技术

本节主要介绍低成本室内定位技术，即不需要额外订制硬件，仅需现有的硬件设备（如手机、个人电脑，以及现有的室内无线信号环境，如 Wi-Fi、地磁等）进行用户的室内定位。对于低成本室内定位技术，根据定位用户是否需要携带设备还可以进一步分类，分别是 device-based 方法[21]和 device-free 方法[22]。前者指在室内定位过程中用户需要随身携带设备，即用户携带设备的方法，如手机和个人电脑；后者指在室内定位过程中，通过用户在室内活动对无线信号的干扰，从而对用户进行室内定位，即用户无须携带设备的方法。

常用的定位性能标准包括定位精度和定位误差，前者是系统定位正确结果占总定位结果的百分比，后者是系统定位结果与真实位置之间距离的均方根误差，如式(1)所式：

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_{L_i}-X'_{L_i})^2} \tag{1}$$

其中，X_{L_i} 代表 L_i 的真实位置，X'_{L_i} 代表系统定位结果。

3 用户无携带设备的方法

本节具体介绍 device-free 方法，即用户无携带设备的方法。由于这种方法并不要求用户携带任何电子设备，因此对于用户而言，在室内定位过程中有着极大的便利性。通过人的身体干扰室内无线信号，从而对用户进行定位，在实际使用中，该项技术也可以应用于室内警报、病人监控等。表 1 列出了用户无携带设备方法的相关研究的比较，包括技术、测量指标、定位精度和研究解决的主要问题。接下来详细介绍用户无携带设备方法中的不同技术，最后对各种技术的联系与区别进行总结。

表 1 用户无携带设备方法

Table 1 Device-free method

文献	技术	测量指标	定位性能	主要贡献
Ghourchian 等[23]	Wi-Fi	CSI	房间级别定位精度达到 94.0%	解决系统长时间运行后信号波动对定位精度的影响
Chen 等[24]	Wi-Fi	CSI	房间内定位精度达到 90.2%	解决室内空间门窗开关状态对定位精度的影响
Chen 等[25]	Wi-Fi	CSI	房间内定位精度达到 85.0%	解决不同性别、体型的用户对定位精度的影响

Ghourchian 等[23]提出了基于室内现有 Wi-Fi 信号、半监督型的室内定位系统，这是一种定位精度为房间级别的技术，即不需要定位室内用户的具体位置，仅需定位用户所在的房间即可。由于 Wi-Fi 信号的信道状态信息（Channel State Information，CSI）比信号强度（Received Signal Strength，RSS）更具有细粒度，其描述了 Wi-Fi 信号的传播特性，因此选择 CSI 作为指纹信息。首先，系统搜集室内环境中不同房间的 Wi-Fi 指纹信息，使用指纹信息对随机森林进行训练，计算置信分数即最终预测结果个数占总预测结果的比例。随着时间的流逝，Wi-Fi 信号会出现不同的波动，导致指纹信息也会出现波动，因此最初训练生成的随机森林参数并不能很好地预测用户位置。为此加入了在线调整模型的能力，系统自主选择一部分有着高置信分数的数据和原始训练数据，将它们交给随机森林重新进行训练，调整参数。实验结果表明，系统在长时间运行后仍然有着 94%以上的定位精度。

在定位过程中，如果室内环境发生变化，那么定位系统的精度就会大大下降，这是定位系统基于原始室内环境建立、不适应新的室内环境造成的。室内环境变化包括窗户和大门的开关，以及室内家具摆放位置和人流量的变化等，这些因素都会造成同一位置上在测试过程中检测的 Wi-Fi 指纹信息与准备阶段搜集的 Wi-Fi 指纹信息大相径庭。为了解决以上问题，Chen 等[24]提出了 AutoFi 系统，通过无监督的方法，系统

自动对由于室内环境变化导致发生变化的 Wi-Fi 指纹信息进行修复，从而保证了在室内环境变化下的定位系统的精度。AutoFi 系统结构如图 1 所示。

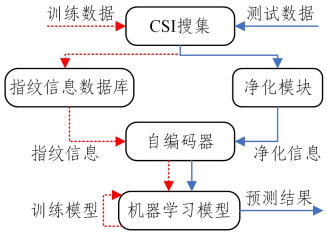

图 1 AutoFi 系统框架

Fig. 1 Framework of AutoFi

假设对于室内环境中的某一参考位置 $L0$，$L0$ 在训练阶段搜集的 Wi-Fi 指纹信息为 G_{L0}^{F}，由于室内环境发生变动，$L0$ 在测试阶段搜集的 Wi-Fi 指纹信息为 G_{L0}^{D}，如式(2)所示：

$$G_{L0}^{D}=W_{L0}(G_{L0}^{F}) \tag{2}$$

其中，W_{L0} 为室内环境变动造成 Wi-Fi 指纹信息发生变化的函数。系统可以通过 W_{L0} 的逆函数处理 G_{L0}^{D} 以及其他位置的 Wi-Fi 指纹信息，从而去除室内环境变动对 Wi-Fi 指纹信息的影响。由于测试过程是一个无监督、无人为操作的过程，因此 Chen 等将室内环境发生变动且没有人出现在定位区域的情况作为一个虚拟的参考点。为了判断该虚拟参考点是在何时出现的，系统计算多个 CSI 包中各子载波的幅值平均方差并和阈值进行对比，如果平均方差小于阈值，则证明此时为系统所需的虚拟参考点的情况，即无人出现在定位区域的情况。同时使用自编码器技术处理训练阶段和测试阶段的数据，以进一步减少环境变化所带来的影响。实验测试了室内环境中门窗开关与否对室内定位精度的影响，结果表明 AutoFi 系统在室内环境变动时定位精度可以达到 90.2%。

除了室内环境变化的影响，定位过程中不同用户也会对定位系统造成影响。如果在训练阶段搜集数据的用户与测试阶段的用户有着不同的身高、体型，其对室内空间中无线信号的分布也会造成不同的影响。为了解决这一问题，Chen 等[25]提出了 FiDo 系统，其优点在于在训练阶段只需要在室内搜集一两个用户的 Wi-Fi 指纹信息，在测试阶段便可定位多个不同用户在室内的位置。FiDo 系统通过自适应的方法学习已标签和未标签数据的特性，系统包括两大部分。首先是 data augumenter 模块，该模块会根据训练数据的统计特性生成大量的具有相似特性的数据，主要由多个变分自编码器构成，数量为室内环境中需要进行定位的位置个数，每个变分自编码器处理训练阶段已标签的数据并生成该位置具有相似统计特性的新的 Wi-Fi 指纹信息，这些新的指纹信息被称为生成指纹信息。第二部分为领域自适应分类器，该分类器包含了 3 个模块，分别是特征提取模块、分类模块和重建模块。重建模块是一个自编码器，用于处理生成指纹信息的特征向量和训练阶段中未标签的指纹信息的特征向量，还原数据并学习两种数据的分布特性，并根据分布特性调整特征提取模块的参数，使得分类模块可以处理未标签指纹信息即新领域的信息。在实验过程中测试了不同性别、体型、身高对 FiDo 室内定位精度的影响，结果表明平均定位精度为 85.0%。

综上所述，当前低成本室内定位技术中，用户无携带设备方法主要集中在基于 Wi-Fi CSI 的测量标准下的室内定位，这是由 Wi-Fi CSI 自身的特点决定的，即相比 Wi-Fi RSS 更具有细粒度，更能描述 Wi-Fi 信号传播的物理特性。各种技术之间的区别主要体现在所解决的室内定位实际问题不同，Ghourchian 等解决的是室内定位系统长时间运行后定位精度下降的问题，其要求的定位精度仅为房间级别。而 Chen 等解决的是室内定位中环境变化和携带设备用户不同的问题，并且要求的定位精度是房间内任意一点的准确位置。

4 用户携带设备方法

本节介绍的是 device-based 方法即用户携带设备方法，与用户无携带设备方法不同的是，该方法需要配合室内已有的无线信号环境定位用户设备位置。相比用户无携带设备方法，用户携带设备方法使用条件更广、应用范围更大。由于现代智能设备配备有高性能的传感器，因此通过传感器处理室内无线信号进行室内定位的精度更高。用户携带设备方法的相关研究与对比如表 2 所列。下面详细介绍用户携带设备方法中的不同技术。

表 2 用户携带设备方法

Table 2 Device-based method

文献	技术	测量指标	定位性能	主要贡献
Nowicki 等[26]	Wi-Fi	RSS	大楼和楼层定位精度达到 92.0%	使用 DNN 算法解决用户所在大楼和楼层定位问题
Wei 等[27]	加速度计、磁力计、陀螺仪	传感器读数	5.0m	使用 LSTM 算法进行多传感器数据融合室内定位，解决用户设备多样性问题
Qu 等[28]	加速度计、磁力计、陀螺仪	传感器读数	—	使用行人航迹推算技术进行室内定位
Yang 等[29]	—	—	—	解决外卖员报告的不确定性与室内活动的不确定性对室内定位的影响的问题
Jiang 等[30]	Wi-Fi	RSS	数据维度上升后定位精度达到 94.51% 数据维度下降后定位精度达到 93.50%	解决室内环境中 AP 数量变更对定位精度的影响的问题
Wang 等[31]	加速度计、罗盘、陀螺仪、Wi-Fi	传感器读数、Wi-Fi AP	1.69m	对多传感器处理室内空间可识别特性进行室内定位
Xie 等[32]	地磁	磁力计读数	2.8m	解决用户携带智能手机的不同方式对定位精度的影响的问题
Hashem 等[33]	Wi-Fi	RTT	0.86m	解决 Wi-Fi 易受环境影响、用户设备多样性对定位精度的影响的问题
Gentner 等[34]	Wi-Fi	RTT	0.93m	使用 Wi-Fi RTT 转化距离信息进行室内定位
Cao 等[35]	Wi-Fi	RTT	1.385m	解决 Wi-Fi RTT 的三维室内定位问题

Nowicki 等[26]提出了基于 Wi-Fi RSS、使用深度神经网络(Deep Neural Networks，DNN)的室内定位技术。由于深度学习技术的飞速发展，使用深度神经网络进行图像分析可以达到很好的效果，因此 Nowicki 等认为 DNN 的优势同样能应用到室内定位中。由于在室内环境中不同位置能检测到不同的无线访问接入点(Access Point，AP)，Nowicki 等使用堆栈自动编码器(Stacked Autoencoder，SAE)处理搜集到的 Wi-Fi RSS，并生成保留原数据特性且具有更合适维度的新数据。训练完成后将 encoder 部分与分类器进行全连接，通过分类器生成输入数据的预测位置。该系统基于用户手机搜集的 Wi-Fi RSS 预测用户所在大楼和楼层，最终定位精度达到了 92%。

Wei 等[27]提出使用智能手机内置的传感器进行室内定位，传感器包括加速度计、磁力计和陀螺仪，将传感器搜集的数据作为指纹信息输入循环神经网络(Recurrent Neural Network，RNN)中进行训练。Wei 等设置时间窗口为 1 000 ms，同时将前一时间窗口和下一时间窗口的数据重叠 90%以增强上下文的依赖性以及增加数据量，使用主成分分析(Principal Component Analysis，PCA)对输入数据进行降维操作。实验结果表明该系统的平均定位误差为 5m。

Qu 等[28]认为室内无线信号容易受到环境的影响，导致信号出现多径衰落、波动的问题，因此提出 Inertial Sensing Indoor Fusion Tracking System(ISIFTS)系统，基于行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning，PDR)技术使用智能手机进行室内定位。PDR 技术和基于指纹信息的室内定位技术不同，其主要使用智能手机内置的传感器检测用户的行走方向、步数和步幅。对于用户的行走方向，为了消除传感器的漂移和噪声，ISIFTS 使用磁力计、加速度计和陀螺仪进行检测。对于用户的行走步数，ISIFTS 动态设置了时间和振幅阈值，当加速仪的读数超过阈值，则认为用户迈出了一步。对于用户的行走步幅，则使用动态估计和运动模式匹配的方法进行检测。

Yang 等[29]研究了外卖员的室内定位问题，这是一种基于业务需求的室内定位研究。由于 GPS 难以提供精准的室内实时位置，因此 Yang 等提出了 TransLoc 系统，用于外卖员的室内定位。该系统优点在于外卖员和商家都不需要额外订制的硬件，仅通过外卖员的手机即可进行室内定位，数据搜集依靠外卖员对订单状态的上报行为。对于外卖平台而言，其并不需要知道外卖员在室内的精确位置，只需要知道外卖员在室内环境中任意时刻离哪家商家最近即可合理分配订单，因此 TransLoc 系统将室内精确定位问题转变为时间预测问题。但其中存在着两个难题，分别是外卖员报告行为的不确定性和外卖员室内活动的不确定性。前者是由于外卖平台有超时惩罚的规定，因此外卖员会存在提早报告到达时间的行为；后者是不同外卖员从入口到达商家的步行路线和步行时间不同。根据外卖员室外和室内的报告行为一致性，TransLoc 系统使用随机森林和迁移学习的方法建立外卖员的报告行为模型，同时使用回归神经网络预测外卖员在进入室内环境后任意时刻离各商家的最短步行时间。实验表明，TransLoc 系统能够减少 24%的多余消耗时间，同时还能让外卖平台的超时订单减少 2.5%。

Jiang 等[30]认为传统的基于 Wi-Fi 信号的室内定位技术除了容易受到环境影响，Wi-Fi RSS 波动较大以外，还容易受到 AP 增加和减少的影响，因为室内无线信号设备不是一成不变的，AP 有可能突发故障或者因为业务需要增设，这些都会导致接收的数据维度突发变化，因此 Jiang 等提出了基于在线顺序极限学习机的 FA-OSELM 系统，通过少量的特征维度改变后的新数据，原模型自适应为处理新特征维度的模型。实验结果表明 FA-OSELM 系统在 AP 增加的情况下定位精度达到了 93.5%。

Wang 等[31]提出了 UnLoc 系统，这是一种基于智能手机内置传感器的无监督、无须战争驾驶的室内定位系统。UnLoc 系统收集加速度计、罗盘、陀螺仪和 Wi-Fi 信息进行室内定位。首先提出了 seed landmarks(SLMs)的概念，如楼梯、电梯等，通过楼层图可以确定这些区域的准确位置。当用户在经过 SLMs 时，传感器接收的数据会呈现一定的样式，例如用户乘坐升降机时加速度计的读数在刚开始时会上升，在快要停下时会下降等。当用户实际使用过程中传感器读数出现预定义好的样式时，便可以得到用户此时的准确位置。由于智能手机内置的传感器的弊端是刚开始读数精度最高，随着运行时间增长，传感器的误差会不断积累，使得读数无法应用于室内定位，当用户到达 SLMs 时可以得到准确位置，因此传感器的累积误差也可以被清除。UnLoc 系统的目的在于在室内环境找到足够多的 landmarks，使得传感器的数值尽可能多，以消除累积误差。因此提出了 organic landmarks (OLMs)，OLMs 通过聚类算法自学习室内环境中可以作为特定样式的传感器数据，例如在大楼内的某些位置能检测到特定组合的 Wi-Fi AP，具有这种特点的数据都可作为 OLMs。PDR 技术用于检测用户的步数、步幅和朝向，使用陀螺仪与罗盘共同检测用户朝向。系统的数据采集采用众包的方式，通过不同用户在室内的活动采集数据，建立和更新 SLMs 和 OLMs 数据库，后续用户对系统的每次使用都会使 landmark 的位置预测更加准确，也使得系统定位精度更加准确。实验结果表明 UnLoc 系统有着平均 1.69 m 的定位误差。

Xie 等[32]提出了 MaLoc 系统，这是一个基于地磁信息进行室内定位的系统。地磁相比 Wi-Fi 信号更加广泛，其无处不在，且更加稳定，不同位置的地磁信号有着巨大差异，而基于 Wi-Fi 的室内定位技术的设备需要持续地检测周边的 Wi-Fi 信号，这对于一般的电子设备尤其是智能手机而言是非常消耗电量的。系统使用了新型粒子滤波算法，与传统的粒子滤波算法不同，它可以解决 3 个问题：1)智能手机内置的地磁仪读数与手机朝向相关，与机器人室内定位技术不同，不同用户携带手机的方式不同，因此准备阶段搜集的地磁信息与运行阶段检测的地磁信息会有很大差别；2)现有的基于机器人室内定位的运动检测模型并不适用，粒子滤波算法中更新粒子状态需要检测用户的行走情况；3)现有的粒子滤波算法存在机器人绑架问题，即机器人会错误地认为自身已正确进行室内定位。首先，使用混合地磁检测模型解决手机朝向问题和不同手机有着不同地磁仪的问题；接着使用新型的运动检测模型检测用户的行走步数、步幅和朝向；最后提出定位结果

检测机制用于解决机器人绑架问题。实验结果表明 MaLoc 系统在室内环境中可以达到平均 1m～2.8m 的定位误差。

Hashem 等[33]提出基于 Wi-Fi 往返时延(Round-Trip Time,RTT)的 WiNar 系统,系统将 RTT 作为指纹信息进行室内定位,可以克服室内环境的挑战如多径衰落和 NLOS 传播问题。在离线阶段,用户携带智能手机搜集室内环境中与不同 AP 之间的 RTT,相比 Wi-Fi RSS,RTT 对室内环境变化更具有鲁棒性;在线阶段,用户携带智能手机检测当前位置的 RTT 并将其与离线阶段建立的数据库进行比对。

WiNar 系统结构如图 2 所示。RTT 搜集模块用于搜集不同位置的 RTT;预处理模块生成 RTT 的特征向量;RTT 数据库建立模块建立不同 AP 的 RTT 指纹信息。单一采样模块将在线阶段检测的 RTT 与 RTT 数据库进行对比,计算室内空间中不同位置的权重。多重采样模块结合单一采样模块给出的位置权重给出更精确的室内定位。实验结果表明 WiNar 系统的定位精度高于 Wi-Fi RSS 指纹定位技术 38%,高于三边定位技术 148%。

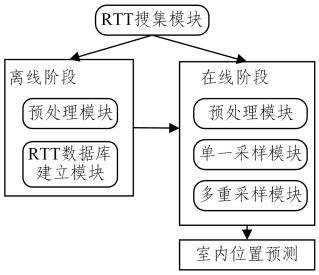

图 2 WiNar 系统框架

Fig. 2 Framework of WiNar

Gentner 等[34]研究基于 Wi-Fi RTT 的室内定位技术。由于 Wi-Fi IEEE 802.11-2016 提供了 fine timing measurement(FTM)协议用于准确测量 Wi-Fi 往返时延,因此 Gentner 等认为将 Wi-Fi 往返的时间信息转化为距离信息可以有效地进行室内定位。为了测量有无多径衰落和 NLOS 的影响下 Wi-Fi RTT 得到的距离信息与实际距离之间的误差,研究人员分别在天线检测实验室和实际室内环境进行实验,实验结果表明两种场景下 Wi-Fi RTT 得到的距离信息均小于实际距离,因此 Gentner 等提出使用贝叶斯信息量准则和赤池信息量准则来建立 Wi-Fi RTT 距离误差高斯混合模型,并使用序列重要性采样的粒子滤波算法对定位结果进行滤波。实验结果表明对携带智能手机的行人平均室内定位误差为 0.93m。

Cao 等[35]使用 Wi-Fi RTT 信息进行三维室内定位。由于目前基于 Wi-Fi RTT 技术进行室内定位的大多是二维位置[36],即仅需要定位用户在平面上的位置,而对于用户所在的楼层定位即三维室内定位系统,目前大多是使用 Wi-Fi 和手机内置的气压计进行定位,即使用气压计读数进行用户所在高度的定位。Cao 等使用 Wi-Fi RTT 信息进行三维室内定位,他们将定位系统分成两个部分。第一部分是粗略定位,通过加权质心算法和粗略高度范围首先得到用户的粗略三维位置;第二部分是精准定位,使用标准粒子群算法计算用户当前所在的精确位置,并使用基于密度的聚类算法对粒子群进行聚类,目的在于减少计算量,加快收敛速度。实验结果表明使用该系统的平均三维定位误差为 1.385m。

综上所述,相比用户无携带设备方法,用户携带设备方法中使用的技术种类更多,应用场景的范围也更广,技术种类包括 Wi-Fi 与手机内置的各种传感器,应用场景则包括了不同大楼不同楼层、同一楼层中的二维定位和三维定位。对于用户携带设备方法,研究的主要思路包括使用 Wi-Fi RSS 进行室内定位、使用 PDR 技术跟踪用户的活动轨迹以弥补 Wi-Fi 信号在室内环境下的多径衰落与 NLOS 对室内定位的影响,以及使用 Wi-Fi 信号提供的用户室内模糊位置以减少 PDR 技术中手机内置传感器误差累积的影响。由于手机内置传感器的升级以及 Wi-Fi 协议的更新换代,目前也逐渐出现了定位精度更高的基于 Wi-Fi RTT 和地磁信息的室内定位技术。各种技术的区别在于解决的定位问题不同,Nowicki 等使用 Wi-Fi RSS 解决大楼和楼层定位问题,研究了 Wi-Fi RSS 解决用户三维定位的性能;而 Wei 等和 Qu 等是通过特定算法消除传感器误差累积问题以提高定位精度;Jiang 等是解决室内 AP 变更对室内定位系统的影响;Wang 等则是结合 Wi-Fi 和 PDR 技术进行室内定位,两种技术相辅相成;Yang 等从业务和实际需求出发,将室内定位问题转变为时间预测问题,以此解决室内定位中需要频繁进行实地数据采集的人力消耗问题。由于 FTM 协议的提出,Hashem 等、Gentner 等和 Cao 等研究了 Wi-Fi RTT 测量指标自身的优越特性以得到更好的室内定位精度。随着新协议的普及,Wi-Fi RTT 将逐渐成为室内定位研究中的首要之选。

5 新技术探索

现有的低成本室内定位技术普遍存在一个问题,即在大部分情况下定位精度难以稳定达到米级以下的级别,原因主要在于现有的无线信号如 Wi-Fi 信号不够稳定且难以承载大量的辅助定位的信息。本节主要介绍未来有望应用于低成本室内定位并进行高精度室内定位的技术。

首先是第六代移动通信技术,简称 6G。6G 的理论网速可达到 1TB/s,相比 5G,6G 有着更低的网络延迟,在最高传输速率、容量、频谱速率方面都要远胜于 5G。6G 采用太赫兹频段进行传输,很好地缓解了目前低频段资源短缺和容量限制的问题,促进了物联网的发展[37-38]。但是 6G,即太赫兹频段并非没有缺点,复杂的室内环境会导致无线信号出现多径衰落、非视距无线传输等问题,太赫兹自身独特的传播特性会使得这些问题更具有挑战性,包括非常高的传播衰减、大气分子吸收、粗糙表面反射和散射以及通道稀疏性[39]。特别地,太赫兹频段相比其他频段有着更高的传播损耗,原因在于传播损耗随频率呈二次方增长,且大气效应会使太赫兹的传播衰减更加严重,因此太赫兹频段相比低频段传播损耗要高得多[40]。为了借助 6G 和太赫兹频段的自身特性进行高精度且稳定的室内定位,Fan 等[41]设计了一种结构化的双向长短期记忆网络(Structured Bidirectional Long Short-Term Memory,SBi-LSTM),这是一种基于循环神经网络的方法,其利用设备发射太赫兹无线信号的 CSI,并估计目标的三维位置。SBi-LSTM 由两个互相连接的神经网络层相连,其中底层的

双向长短期记忆网络（Bidirectional Long Short-Term Memory，Bi-LSTM）负责提取太赫兹频段特征，上层则是由深度残差网络组成。最后使用装袋算法（Bagging）降低方差和 TPE（Tree-structured Parzen Estimator）进行超参数优化。实验结果表明室内定位有 0.27 m 的定位误差。Fan 等[42]设计了 SIABR（Structured Intra-Attention Bidirectional Recurrent），这是一种基于注意力机制的解决室内三维定位的系统，首先通过注意力机制下的循环神经网络提取多个太赫兹信号的特征，再通过深度残差网络判断目标的位置。实验结果表明 SIABR 系统的平均定位误差是 0.25 m。

其次是基于图像的室内定位技术。目前基于图像的室内定位技术大多集中于机器人的室内定位[43]，但是随着技术的发展，图像成为非常具有潜力的低成本室内定位手段，原因在于：1）智能手机内置的相机以及相关的传感器飞速发展，光学技术和图像处理技术有助于人们得到更加清晰的图像；2）近年来计算机视觉技术的发展可以帮助室内定位提取图像中关键的定位信息；3）图像信息相比现有的无线信号和传感器信号更具有鲁棒性，在室内定位中稳定的信号状态可以得到更加精确的定位[44]。Li 等[45]认为单一的图像难以处理复杂的室内环境信息，使用基于视频即连续的图像信息更能涵盖室内定位的关键信息。他们提出基于视频和文本信息的室内定位系统 VideoLoc，该系统不需要大量的硬件部署，仅需要智能手机的拍摄功能进行视频拍摄即可。为了减少视频中大量无用信息对室内定位性能的干扰，VideoLoc 使用深度学习模型和聚类算法进行关键帧的选择，并使用文本检测和提取技术提取关键帧中的关键文本信息，最后通过三角定位的方式得到目标位置坐标。实验结果表明，在不同亮度和有着大量动态变化物体的场景下，VideoLoc 系统的平均定位误差达到米级以下。Redžić 等[46]提出融合图像和无线信号进行室内定位，并提出了两种融合机制用于处理不同的场景和不同的精度、时间和耗能要求。一种是基于阈值的方法，在无线信号室内定位算法中使用朴素贝叶斯方法处理信号强度读数，使用基于词汇树的 SURF 算法（Speeded Up Robust Features）处理图像。另一种则是使用粒子滤波算法对无线信号和图像的读取进行操作，并在定位过程中保留先验位置估计信息。实验结果表明基于阈值的融合方法计算复杂度和耗能更低，运行时间更短，但是系统设置的时间更长，而粒子滤波算法能够平衡定位误差和运行时间。

最后一种是光保真技术（Light Fidelity，LiFi）。LiFi 是一种创新的、双向的、高速的全网络无线通信技术，以可见光作为下行链路的传播介质，实现照明和通信。在上行链路中使用红外线使房间中的照明不受影响，同时也避免了下行链路的可见光的干扰[47]。LiFi 目前可以应用于智能手机，对于室内定位空间则需要部署额外的硬件。Arfaoui 等[48]研究了室内发射功率未知的用户三维位置和用户设备朝向的预测问题。他们认为现有 LiFi 技术假设的应用条件要么是理想的 LiFi 系统设置，要么是完全了解用户设备的状态，而实际情况下这些都是不太现实的。Arfaoui 等使用信噪比作为指纹信息，使用两种深度网络模型，即多层感知机和卷积神经网络建立信噪比与用户的三维位置和用户设备朝向的映射。实验结果表明平均定位误差均在米级以下。Kouhini 等[49]提出基于 ITU-T G.9991 协议使用信号到达时间进行室内定位，通过三角定位对信号到达时间进行处理。实验结果表明平均定位误差达到 5 cm 以下。

6 问题与展望

室内定位技术发展已有数十年，随着机器学习、深度学习技术的发展和在其他领域的成功应用，以及现代设备内置传感器的不断进步，室内定位精度和鲁棒性也在不断提高。但室内定位技术仍然存在不少问题。

（1）室内空间的三维定位问题。目前大部分研究集中于室内空间的二维定位问题，即无法定位用户所在楼层。现有基于 Wi-Fi 的三维定位通常需要部署大量的 Wi-Fi AP 或额外定制硬件，但跨楼层的 Wi-Fi 信号传播衰减极快且成本较高，因此定位精度不高。

（2）室内环境动态变化问题。在室内定位过程中，系统部署前后的室内环境变化可能会非常大，导致检测的无线信号呈现不同的分布特性，使定位系统的性能大大衰弱。现有研究没有应对大量的、突发的室内环境变化的方案，重新搜集数据、重新建模的做法会耗费大量时间。因此在未来的工作中研究自适应的在线学习系统非常必要[50-52]。

（3）室内定位信息的隐私问题。在大数据时代，人们的位置信息是各种互联网服务的基础，这就导致了位置信息面临着被泄漏的重大风险。对于用户而言，自身的所在位置是非常敏感的，尤其是在非公共场合，因此在未来研究室内定位的隐私保护也是非常有前景的课题[53-55]。

结束语 本文主要研究分析了现有的低成本室内定位技术，包括用户无携带设备和携带设备方法、基于 Wi-Fi、地磁、PDR 等无线信号进行室内定位的实现原理和精度。此外，本文还对新技术应用于室内定位的方法以及当前室内定位技术存在的问题进行了探讨。随着用户对室内位置信息的需求越来越大，相信低成本室内定位技术在未来仍然有着巨大的发展前景。

参 考 文 献

[1] LI Y，YANG S，CHEEMA M A，et al. IndoorViz：A Demonstration System for Indoor Spatial Data Management[C]//Proceedings of the 2021 International Conference on Management of Data. 2021：2755-2759.

[2] SHAO Z，CHEEMA M A，TANIAR D，et al. Efficiently processing spatial and keyword queries in indoor venues[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering，2020，33(9)：3229-3244.

[3] MOTRONI A，BUFFI A，NEPA P. A survey on indoor vehicle localization through RFID technology[J]. IEEE Access，2021，9：17921-17942.

[4] BERNARDINI F，BUFFI A，FONTANELLI D，et al. Robot-based indoor positioning of UHF-RFID tags：The SAR method with multiple trajectories[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2020，70：1-15.

[5] LEE G T，SEO S B，JEON W S. Indoor Localization by Kalman

Filter based Combining of UWB-Positioning and PDR[C]// 2021 IEEE 18th Annual Consumer Communications & Networking Conference. 2021:1-6.

[6] POULOSE A, EMERŠIĆ Ž, EYOBU O S, et al. An Accurate Indoor User Position Estimator For Multiple Anchor UWB Localization[C]// 2020 International Conference on Information and Communication Technology Convergence. 2020:478-482.

[7] HUANG S, CHEN J, JIANG H. UWB indoor location based on improved least square support vector machine considering anchor anomaly[C]// 2020 IEEE 16th International Conference on Control & Automation. 2020:324-329.

[8] NOR A M, MOHAMED E M. Li-Fi positioning for efficient millimeter wave beamforming training in indoor environment[J]. Mobile Networks and Applications, 2019, 24(2):517-531.

[9] PALACIOS J, BIELSA G, CASARI P, et al. Single-and multiple-access point indoor localization for millimeter-wave networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(3):1927-1942.

[10] LIN Y, JIN S, MATTHAIOU M, et al. Channel Estimation and Indoor Positioning for Wideband Multiuser Millimeter Wave Systems[C]// 2020 IEEE 11th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop. 2020:1-5.

[11] TSAI T T, SHEN L H, CHIU C J, et al. Beam AoD-based Indoor Positioning for 60 GHz MmWave System[C]// 2020 IEEE 92nd Vehicular Technology Conference. 2020:1-5.

[12] ZHANG Y, GONG X, LIU K, et al. Localization and Tracking of an Indoor Autonomous Vehicle Based on the Phase Difference of Passive UHF RFID Signals[J]. Sensors, 2021, 21(9):3286.

[13] MOTRONI A, BUFFI A, NEPA P, et al. Sensor-fusion and tracking method for indoor vehicles with low-density UHF-RFID tags [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70:1-14.

[14] DJOSIC S, STOJANOVIC I, JOVANOVIC M, et al. Fingerprinting-assisted UWB-based localization technique for complex indoor environments [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167:114188.

[15] YANG G, ZHU S, LI Q, et al. UWB/INS Based Indoor Positioning and NLOS Detection Algorithm for Firefighters[C]// 2020 IEEE 22nd International Conference on High Performance Computing and Communications. IEEE 18th International Conference on Smart City. IEEE 6th International Conference on Data Science and Systems. 2020:909-916.

[16] JU S, XING Y, KANHERE O, et al. Millimeter wave and subterahertz spatial statistical channel model for an indoor office building[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(6):1561-1575.

[17] DEVOTI F, SCIANCALEPORE V, FILIPPINI I, et al. PASID: Exploiting Indoor mmWave Deployments for Passive Intrusion Detection[C]// 2020 IEEE Conference on Computer Communications. 2020:1479-1488.

[18] WANG P, KOIKE-AKINO T, ORLIK P V. Fingerprinting-Based Indoor Localization with Commercial MMWave WiFi: NLOS Propagation[C]// 2020 IEEE Global Communications Conference(GLOBECOM 2020). 2020:1-6.

[19] LI C, XU Q, GONG Z, et al. TuRF: Fast data collection for fingerprint-based indoor localization[C]// 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2017:1-8.

[20] LYMBEROPOULOS D, LIU J. The microsoft indoor localization competition: Experiences and lessons learned[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2017, 34(5):125-140.

[21] DAVIDSON P, PICHÉ R. A survey of selected indoor positioning methods for smartphones[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 19(2):1347-1370.

[22] NGAMAKEUR K, YONGCHAREON S, YU J, et al. A Survey on Device-Free Indoor Localization and Tracking in the Multi-Resident Environment [J]. ACM Computing Surveys, 2020, 53(4):1-29.

[23] GHOURCHIAN N, ALLEGUE-MARTINEZ M, PRECUP D. Real-Time Indoor Localization in Smart Homes Using Semi-Supervised Learning[C]// AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2017:4670-4677.

[24] CHEN X, MA C, ALLEGUE M, et al. Taming the inconsistency of Wi-Fi fingerprints for device-free passive indoor localization [C]// IEEE Conference on Computer Communications. 2017: 1-9.

[25] CHEN X, LI H, ZHOU C, et al. FiDo: Ubiquitous Fine-Grained Wi-Fi-based Localization for Unlabelled Users via Domain Adaptation[C]// The Web Conference. 2020:23-33.

[26] NOWICKI M, WIETRZYKOWSKI J. Low-effort place recognition with Wi-Fi fingerprints using deep learning[C]// International Conference Automation. 2017:575-584.

[27] WEI X, RADU V. Calibrating Recurrent Neural Net-works on Smartphone Inertial Sensors for Location T-racking[C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2019:1-8.

[28] QU X, GONG X, WANG Z, et al. Inertial Sensing Approach for Indoor Localization[C]// Proceedings of the 2018 International Conference on Information Processing in Sensor Networks. 2018:11-13.

[29] YANG Y, DING Y, YUAN D, et al. TransLoc: transparent indoor localization with uncertain human participation for instant delivery [C] // Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. 2020:1-14.

[30] JIANG X, LIU J, CHEN Y, et al. Feature adaptive online sequential extreme learning machine for lifelong indoor localization [J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27(1):215-225.

[31] WANG H, SEN S, ELGOHARY A, et al. No need to war-drive: Unsupervised indoor localization[C]// Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. 2012:197-210.

[32] XIE H, GU T, TAO X, et al. MaLoc: A practical magnetic fingerprinting approach to indoor localization using smartphones [C]// Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. 2014:243-253.

[33] HASHEM O, YOUSSEF M, HARRAS K A. WiNar: RTT-based sub-meter indoor localization using commercial devices [C]// 2020 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. 2020:1-10.

[34] GENTNER C,ULMSCHNEIDER M,KUEHNER I,et al. Wifi-rtt indoor positioning[C]//2020 IEEE/ION Position,Location and Navigation Symposium. 2020:1029-1035.

[35] CAO H,WANG Y,BI J. Smartphones:3D Indoor Localization Using Wi-Fi RTT[J]. IEEE Communications Letters,2020,25(4):1201-1205.

[36] GUO G,CHEN R,YE F,et al. Indoor smartphone localization:A hybrid WiFi RTT-RSS ranging approach[J]. IEEE Access,2019,7:176767-17678.

[37] AKYILDIZ I F,JORNET J M,HAN C. Terahertz band:Next frontier for wireless communications[J]. Physical Communication,2014,12:16-32.

[38] AKYILDIZ I F,HAN C,NIE S. Combating the distance problem in the millimeter wave and terahertz frequency bands[J]. IEEE Communications Magazine,2018,56(6):102-108.

[39] HAN C,BICEN A O,AKYILDIZ I F. Multi-ray channel modeling and wideband characterization for wireless communications in the terahertz band[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2014,14(5):2402-2412.

[40] JORNET J M,AKYILDIZ I F. Channel modeling and capacity analysis for electromagnetic wireless nanonetworks in the terahertz band[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2011,10(10):3211-3221.

[41] FAN S,WU Y,HAN C,et al. A structured bidirectional LSTM deep learning method for 3D terahertz indoor localization[C]//IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications. 2020:2381-2390.

[42] FAN S,WU Y,HAN C,et al. SIABR:A Structured Intra-Attention Bidirectional Recurrent Deep Learning Method for Ultra-Accurate Terahertz Indoor Localization[J]. IEEE Journal of Selected Areas in Communications,2021,39(7):2226-2240.

[43] TAIRA H,OKUTOMI M,SATTLER T,et al. InLoc:Indoor visual localization with dense matching and view synthesis[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018:7199-7209.

[44] WEINZAEPFEL P,CSURKA G,CABON Y,et al. Visual localization by learning objects-of-interest dense match regression [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019:5634-5643.

[45] LI S,HE W. VideoLoc:Video-based Indoor Localization with Text Information[C]//IEEE INFOCOM 2021-IEEE Conference on Computer Communications. 2021:1-10.

[46] REDŽIĆ M D,LAOUDIAS C,KYRIAKIDES I. Image and wlan bimodal integration for indoor user localization[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2019,19(5):1109-1122.

[47] HAAS H,YIN L,WANG Y,et al. What is lifi? [J]. Journal of Lightwave Technology,2016,34(6):1533-1544.

[48] ARFAOUI M A,SOLTANI M D,TAVAKKOLNIA I,et al. Invoking deep learning for joint estimation of indoor lifi user position and orientation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2021,39(9):2890-2905.

[49] KOUHINI S M,MA Z,KOTTKE C,et al. LiFi based Positioning for Indoor Scenarios[C]//2021 17th International Symposium on Wireless Communication Systems. 2021:1-5.

[50] CHEN M,LIU K,MA J,et al. SWIM:Speed-aware WiFi-based passive indoor localization for mobile ship environment[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2019,20(2):765-779.

[51] PENDÃO C,MOREIRA A. FastGraph enhanced:High accuracy automatic indoor navigation and mapping[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2019,20(3):1027-1045.

[52] PENDÃO C,MOREIRA A. FastGraph-Organic 3D Graph for Unsupervised Location and Mapping[C]//2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2018:206-212.

[53] NIEMINEN R,JRVINEN K. Practical privacy-preserving indoor localization based on secure two-party computation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2020,20(9):2877-2890.

[54] JÄRVINEN K,LEPPÄKOSKI H,LOHAN E S,et al. PILOT:Practical privacy-preserving indoor localization using outsourcing[C]//2019 IEEE European Symposium on Security and Privacy. 2019:448-463.

[55] ZHAO P,JIANG H,LUI J C S,et al. P^3-LOC:A privacy-preserving paradigm-driven framework for indoor localization[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking,2018,26(6):2856-2869.

SHAO Zi-hao, born in 1997, postgraduate. His main research interests include low-cost indoor localization and so on.

YANG Shi-yu, born in 1986, Ph.D, professor, is a member of China Computer Federation and IEEE. His main research interests include spatial databases, location-based services and graph databases.

(责任编辑:杨雪敏)