

一种基于多维标度和区域细化的无线室内定位方法

肖亚龙 张士庚 王建新

(中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083)

摘 要 移动用户的位置信息成为许多基于位置应用的内在驱动力. 基于指纹的 WLAN 定位方法因在定位精度、定位复杂性以及定位成本等方面的优势, 近年来成为室内定位研究领域的热点. 然而, 由于需要在训练阶段采集大量的参考点指纹信息, 这类方法在大规模环境下的应用受到了很大的限制. 该文提出一种基于多维标度(Multidimensional scaling, MDS)技术的室内定位算法, 能够有效减少训练阶段指纹采集的开销. 该方法利用不同位置之间的信号强度差异来表征对应的物理空间距离, 并以此为基础利用多维标度技术计算目标对象的位置. 提出一种区域细化的方法来进一步提高定位精度, 在获取目标对象的近似位置后, 通过缩小目标对象所在的可能区域并利用离其最近的参考点来对其位置进行迭代计算, 有效提高了定位精度. 在多个实际场景中的测试结果表明, 相比于已有工作, 该文所提出的算法有效降低了所需的参考点个数, 并达到了与已有算法类似甚至更高的定位精度.

关键词 室内定位; 指纹定位; 接收信号强度; 多维标度; 区域细化; 物联网; 信息物理融合系统

中图法分类号 TP393 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2017.01918

An Indoor Localization Algorithm Based on Multidimensional Scaling and Region Refinement

XIAO Ya-Long ZHANG Shi-Geng WANG Jian-Xin

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083)

Abstract The position information of mobile users becomes the internal motivation to many locations based applications, such as indoor navigation, travel application and mobile advertising service. Fingerprinting-based indoor localization has been a hot topic in localization research in recent years due to its high accuracy, low complexity and low cost. This method, however, requires collecting a large number of reference point information in the offline training phase, which greatly limits its application in large environments. This paper proposes a new indoor localization algorithm based on multidimensional scaling (MDS), which utilizes the distance between two points' received signal strength vectors to approximately measure their distance in physical environment, and then calculates the target object's location with the distance constraints with MDS. We further propose a region refinement method to improve the localization accuracy, in which only reference points contained in a small rectangle that contains the estimated position of the target object are used to calculate the target's location. Experiment results in two real environments and large scale simulations demonstrate the usefulness of our approach. The results show that, compared with the Horus algorithm, the proposed algorithm can achieve similar or even higher accuracy and reduce the number of required reference points by almost one order of magnitude. The effectiveness of the proposed algorithm is validated via large-scale simulation.

收稿日期: 2015-12-30; 在线出版日期: 2016-05-18. 本课题得到国家自然科学基金面上项目(61173169)、国家自然科学基金青年项目(61402056)、湖南省研究生科研创新项目(150140006)资助. 肖亚龙, 男, 1985年生, 讲师, 主要研究方向为室内定位、无线感知. E-mail: xiaoyalong2006@163.com. 张士庚(通信作者), 男, 1981年生, 博士, 副教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为物联网、无线感知、无线定位、RFID系统. E-mail: sgzhang@csu.edu.cn. 王建新, 男, 1969年生, 博士, 教授, 中国计算机学会(CCF)高级会员, 主要研究领域为网络协议、网络优化、算法分析、生物信息学.

Keywords indoor localization; fingerprinting localization; received signal strength indicator; multidimensional scaling; region refinement; Internet of Things; Cyber-Physical System

1 引言

随着无线网络、移动智能终端的广泛普及和迅猛发展,移动用户对信息的即时性和就地性提出了越来越高的需求.越来越多的智能应用需要获取移动终端的实时位置信息.然而,相比于室外环境,室内环境中的精确定位技术仍然是一个具有挑战性的问题.在开阔的室外环境中,全球定位系统(Global Positioning System, GPS)^[1]、网络辅助全球卫星定位系统(Assisted Global Positioning System, A-GPS)^[2]和蜂窝网定位系统等可以满足绝大部分应用的定位需求.但是,在室内环境中,由于建筑物的遮挡以及无线信号的多路径传播等问题,使得GPS等已有室外定位系统不再适用.研究并实现基于移动终端的室内定位系统,使之能在复杂的室内环境中(如机场候机楼、大型商场、地下停车场、矿井等)对目标对象提供高精度的实时定位服务,是当前一个很重要的研究课题.

目前,基于无线局域网(Wireless Local Area Networks, WLAN)的室内定位由于只利用现有的网络基础设施和移动终端,且能实时地提供较精确的室内位置信息,得到了广泛关注.按照定位原理划分,WLAN室内定位技术可以分成两大类:基于传播模型的定位和基于指纹的定位.基于传播模型的定位方法^[3]的思想是根据无线电信号的传播模型,将用户测得的接收信号强度值(Received Signal Strength Indicator, RSSI)映射成到对应的无线接入点(Access Point, AP)的距离.若在二维平面中可以获取到3个以上已知位置的AP的距离,即可通过三边定位原理估算出用户位置.但在室内环境中,由于无线传播的多径现象,RSSI有可能不再随传播距离增加而单调递减,利用传播模型估算距离时,极易产生误差,所以基于传播模型的定位方法的定位精度有限.

基于指纹的定位方法^[4]主要分为两个阶段,离线阶段和在线阶段.其思想是在离线阶段采集各个参考点位置的RSSI样本,连同对应的参考点位置构建指纹数据库;在线阶段,将移动终端(待测用户)实时测量得到的RSSI与离线阶段建立的指纹数据库匹配并计算定位结果.由于指纹数据库的

RSSI样本是在实际环境中获得的,指纹定位法的定位精度明显高于传播模型法^[5].然而,指纹数据库的构建需要在大量的参考位置上进行信号强度采样,较大的工作量限制了这类方法在大范围室内环境下的使用.因此,如何在维持较高的定位精度的同时,能够大幅减少参考点样本采集工作量,是指纹定位技术的研究重点.

我们发现,当室内环境中每个位置能够收到足够数目(比如,4个以上)的AP信号时,任意两个位置之间的物理距离与在这两个位置上获取的信号强度向量之间的差异存在着很强的相关性.也就是说,对两个位置对 (P_1, P_2) 和 (P_3, P_4) 来说,如果 P_1P_2 之间的信号强度向量差异大于 P_3P_4 之间的信号强度向量差异,那么 P_1P_2 之间的物理距离也极有可能大于 P_3P_4 之间的物理距离;反之亦然.基于这个现象,我们可以利用待测点与参考点的信号强度向量差异来表征其到不同参考点的距离远近.在此基础上,我们就可以利用到给定参考点的距离远近关系来较为准确地计算待测点的位置.

根据上述思想,本文提出一种基于多维标度(Multidimensional Scaling, MDS)^[6]分析技术的新颖室内定位算法,该算法能够利用比传统指纹定位算法少较多的参考点信息来有效计算待测点位置.首先通过计算待测点与各个参考点之间的信号强度差异来获取其到各个参考点的距离远近信息,然后利用MDS算法计算待测点与各个参考点的相对位置,最后利用参考点位置信息计算待测点的绝对位置信息.为了进一步提高定位精度,本文在上述算法的基础上提出了分层次缩小区域的定位策略.其基本思想是根据参考点的位置对区域进行划分,首先利用所有参考点估算出待测点所属的区域,然后根据估算出的位置所属区域内的参考点对待测点位置进行优化,最后实现更精确的定位.实际环境实验结果和仿真结果均表明,本文所提出的算法能够达到与已有算法类似或更高的定位精度,但所需要的参考点数目比已有算法要少较多.

本文的主要贡献如下.首先,我们定量验证了当部署区域内存在足够多个无线接入点时,不同位置所采集的信号强度向量之间的距离可以有效表征它们之间的物理距离远近,根据此结论说明可以采用多维标度分析技术的算法来计算待测点的位置.然

后,验证基于多维标度分析技术的定位算法存在着两个性质:一是定位误差的大小与使用的参考点集合有关;二是待测点定位误差与其相对于区域的位置有关.基于这两个性质,我们提出一个基于分层次缩小区域的定位算法,在使用较少参考点的前提下进一步提高了定位精度,从而解决指纹定位法在大规模环境中由于指纹采集工作量大而无法应用的问题.

本文第 2 节对相关工作进行介绍;第 3 节是本文的预备知识;第 4 节对本文提出的定位算法给出具体描述和分析;实际实验和仿真实验的结果在第 5 节给出;最后在第 6 节进行总结.

2 相关工作

一般来说,无线室内定位模式首先获得无线信号的物理测量值,然后通过基于传播模型的方法或者基于指纹的方法来计算待测点的位置.所利用的物理测量值包括时间^[7-8]、角度^[9-11]和功率^[12-18].其中基于时间的物理测量值通常包括到达时间(Time of Arrival, TOA)和到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA),基于功率的物理测量值包括接收信号强度和信道状态信息(Channel State Information, CSI)^[19]的定位方法.基于时间和角度的测量值大都需要使用专用的硬件测量设备.由于 RSSI 可以通过无线网络适配器直接测量,无需额外的专用硬件设施,能够较好地适用于大范围的室内环境,因此基于 RSSI 的室内定位技术近年来引起了人们广泛的关注.

按照定位原理划分,WLAN 室内定位技术可以大致分成两类:传播模型法^[20-22]和指纹定位法^[12-13,23-26].由于室内无线信号通常采用高频信号(2.4 GHz 或 5 GHz)进行传输,容易受到人员走动的干扰,使得基于传播模型的室内定位方法的精度通常不是很高.针对室内无线信号传播模型难以估计的问题,Mazuélas 等人^[20]提出了一种将传播模型的参数随着接收到的信号强度特征的变化进行自适应更新的方法.Chang 等人^[21]提出了一种使用同一位置不同 AP 的信号强度差值来消除环境的干扰从而提高定位精度的方法.Narzullaev 等人^[22]提出了一种考虑室内环境布局等因素的无线传播模型,提高了室内定位系统的准确度.Xiao 等人^[27]考虑到室内环境中 RSSI 具有不确定性,提出了一种基于 CSI 的传播模型,相比于基于 RSSI 的传播模型,达到了更高的定位精度,但目前 CSI 的获取需要特定的网

卡设备.

使用传播模型法需要知道无线接入点的位置,而无线接入点的位置在很多情况下是较难获取的,因为不同的无线接入点可能是由不同的人或组织部署的,基于指纹的定位方法不需要知道无线接入点的位置.另外,由于指纹数据库中的 RSSI 样本是在实际参考点上采集获得的,指纹定位法的定位精度明显高于传播模型法.

针对基于 WLAN 的指纹定位技术,研究人员已从各个不同方面进行了研究.2000 年,美国微软研究院首先提出了命名为 RADAR^[12]的 WLAN 室内定位系统.该系统事先在建筑物内部固定 3 个位置已知的基站.移动点通过两个步骤获取自身位置:第 1 步进行离线指纹数据收集,在选定的参考点测量对应基站的信号强度,并存入指纹数据库中.第 2 步进行在线实时定位.在移动过程中测量基站的信号强度信息,并与指纹数据库中存储的指纹进行比较,根据接收信号的强度找出最为接近的 K 个参考点,将它们的平均位置作为节点当前的位置.在指纹数据库中节点间隔至少 2.5 m 且不规则分布的情况下,RADAR 系统的定位精度在 2 m~3 m 之间.

美国马里兰大学计算机系的 Youssef 等人^[13]提出了 Horus 系统.与 RADAR 系统类似,Horus 系统也是在离线阶段在选定的参考点上采集并记录各 AP 的信号强度值.Horus 系统与 RADAR 系统的不同之处在于,其并不对全部采样值进行平均处理,而是生成各个 AP 的 RSSI 在参考点上的分布直方图.在离线阶段提出聚类分块的概念,将具有相似 RSSI 信号特征的参考点划分为一簇,即一个定位子区域.在在线定位阶段,先通过聚类分块将用户粗略定位至某个定位子区域,再进行精确定位.文献[13]中报告的 Horus 的平均定位精度可以达到 0.8 m,但是在其它环境中^[28] Horus 的定位精度有可能显著降低.文献[29]提出了一种基于支持向量回归的 802.11 无线室内定位方法,文献[30]提出了一种抗多径和阴影的视距指纹定位算法.但是这些方法没有考虑如何减少指纹采集工作量.

上述方法均需要在训练阶段采集大量的参考点信号强度信息,不适用于大范围的室内环境定位.指纹采集工作量主要取决于参考点的密度以及每个参考点所需的采样时长.通过加大参考点采集间隔和减少采样时长,可以有效降低采样开销,但是同时也可能无法保证 RSSI 信号对物理位置空间刻画精细度.文献[26]在已经获得的少数指纹信息的基础

上采用插值法来重建指纹数据库,从而达到减少指纹采集工作量的目的.但是这种人为的对数据库进行插值,可能会带来不可靠的信息,本文所使用的指纹数据均是实地采集.

为了减少离线阶段指纹收集的工作量,研究人员还提出了基于“众包(Crowdsourcing)”的指纹收集方式. Wu 等人^[24]和 Yang 等人^[25]指出在创建指纹库时不需要大量的现场勘测,只需人员持有移动设备在室内随机走动即可完成指纹库的数据采集.通过对采集到的数据和室内结构进行匹配,他们所提出的方法分别达到了 86% 的平均房间级准确率和 5.88 m 的平均定位误差.但是这种方式需要激励用户参与指纹数据库的创建,并且可能会产生大量的冗余数据.

还有研究人员提出有效利用移动设备中各种传感器的数据来取代指纹的收集. Chintalapudi 等人^[23]提出了一种利用地标点(包括种子地标点和有机地标点)的位置信息和采集到的各种传感器信息,通过 Dead-reckoning 来推算当前位置信息的方法.该方法在不需要地图信息以及对室内环境进行标注的情况下完成定位,主要利用了很多传感器获得的信息.实验得出在实时定位情况下,中值定位精度为 1.69 m.但是这种方式的定位精度取决于室内地标点的个数,并且无线 AP 覆盖的范围不能太大.

最近有研究人员利用相邻位置的 RSSI 固有的空间相关性,提出一种基于流形对齐的定位方法^[31].此方法首先获取一个具有 RSSI 空间相关性的数据集,再根据一部分参考点信息,通过半监督学习算法得出待测点的位置.但是这种方式的定位方法需要对异常值进行过滤,且计算较复杂.

3 预备知识

在室内环境中,无线信号的强度会受到多径传播和阴影效应的影响而变得难以预测,通常使用对数距离模型^[32]来表示信号传播的损耗.设接收节点和发射节点之间的距离为 d ,则信号在传播过程中导致的损耗可以表示为

$$P_L(d) = P_L(d_0) + 10n\log(d/d_0) + X_\sigma \quad (1)$$

其中 d 为发射节点与接收节点之间的距离/m; n 为路径损耗指数,表示路径损失随距离增加而增长的快慢,与周围环境有关; X_σ 是以分贝为单位的零均值,标准差为 σ 的高斯分布随机变量; d_0 为参考距离,通常取 1 m(本文以下内容也取此值), $P_L(d_0)$ 表

示参考距离为 d_0 时的路径损耗.

接收端接收到的信号强度为

$$RSSI = P_t - P_L(d) \quad (2)$$

其中 P_t 表示信号的发射功率; $P_L(d)$ 为经过距离 d 后的路径损耗.

根据上述理论模型,对单个 AP 而言,接收端读取到的 RSSI 值的大小和距离该 AP 的远近密切相关.然而,如图 1 所示,对单个 AP 而言,不同位置对之间的信号强度差值并不能有效表征它们之间距离的远近.比如,图 1 中 A、C 的距离远大于 A、B 之间的距离.然而,根据前述信号传播理论,A、C 两点接收到的信号强度差值要小于 A、B 两点接收到的信号强度差值.当 AP 数目较少时,该问题仍然存在.

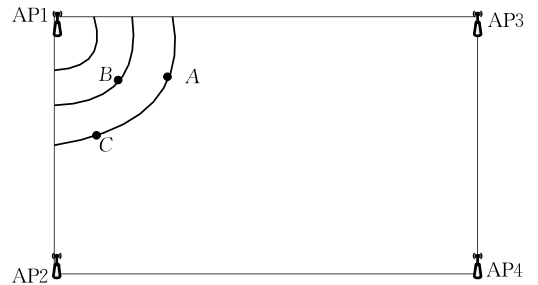


图 1 仿真实验图示

当系统中的 AP 数目增加时,不同位置对之间获取到的信号强度向量的差异与其对应的实际物理距离之间的一致程度会增强,也就是说,两个位置相距越远,在这两个位置上获取到的信号强度向量之间的距离也会较远,反之亦然.接下来我们分析在多个 AP 的情况下,不同位置对之间的信号强度距离与实际物理距离之间的关系.假设区域中的每个点都能接收到 N 个 AP 的信号,那么 A 位置获取到的信号强度值向量可表示为

$$RSSI_A = [RSSI_{A1}, RSSI_{A2}, \dots, RSSI_{AN}] \quad (3)$$

其中 $RSSI_{Ai} = [P_{ti} - P_{Li}(d_{Ai}) - 10n\log(d_{Ai}/d_0) - X_{\sigma i}]$, $1 \leq i \leq N$, d_{Ai} 为 A 位置到第 i 个 AP 的距离, P_{ti} , $P_{Li}(d_0)$ 分别为第 i 个 AP 的发射功率和近地参考点功率.

由于每个 AP 的发射功率和近地参考点功率不变,可将式(3)表述为

$$RSSI_A = [AP_1 - 10n\log(d_{A1}) + X_{\sigma 1}, \\ AP_2 - 10n\log(d_{A2}) + X_{\sigma 2}, \\ \dots, \\ AP_N - 10n\log(d_{AN}) + X_{\sigma N}] \quad (4)$$

其中 $AP_i = P_{ti} - P_{Li}(d_0)$, $1 \leq i \leq N$. 类似的,我们可以写出在 B、C 两位置上读取到的信号强度向量.

由式(4)可得 A, B 两点读取到的信号强度向量之间的欧几里得距离为

$$RSSI_{AB} = \sqrt{\sum_{i=1}^N \left(10n \log \frac{d_{Bi}}{d_{Ai}} + \delta_i \right)^2} \quad (5)$$

其中 d_{Ai} 和 d_{Bi} 分别为 A, B 位置到第 i 个 AP 的距离, $1 \leq i \leq N$.

为了验证前述推论,我们用两个指标来表征不同位置对之间的信号强度差异与实际物理距离之间的一致程度. 第一个指标是皮尔逊相关系数,即计算不同点对之间的信号强度向量之间的距离和物理距离之间的相关性. 皮尔逊相关系数表示了两组数据之间的线性相关程度. 其次,我们定义两组数据之间的一致性系数指标如下.

定义 1(一致性系数). 给定区域中的 n 个点,定义在这 n 个点上的信号强度向量距离和物理距离的一致性系数用如下公式计算

$$c = \frac{\sum_{\substack{1 \leq i, j, k, l \leq n, \\ j! = k, j! = l}} \text{sign}[(RSSI_{ij} - RSSI_{kl}) * (d_{ij} - d_{kl})]}{\sum_{\substack{1 \leq i, j, k, l \leq n, \\ j! = k, j! = l}} 1}$$

其中 $\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$, $RSSI_{ij}$ 可通过式(5)获得, d_{ij} 为 i, j 两位置的欧几里得距离.

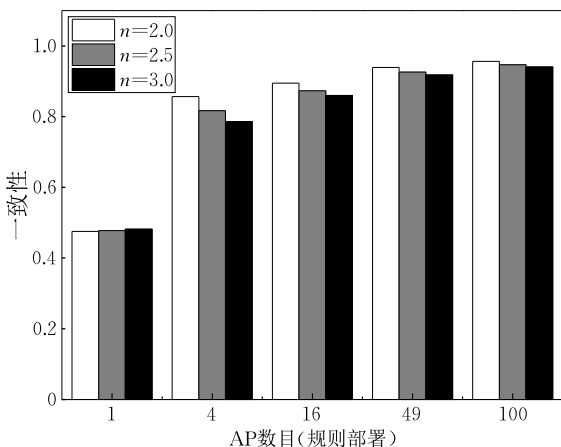
从定义中可以看出,一致性系数表现为所有可以进行比较的点对之间物理距离和信号强度向量距离一致的点对数占点对总数的比例,其中分子是所有可以进行比较的点对之间物理距离和信号强度向量距离一致的点对数,分母是点对总数,所以它的取值在 0 和 1 之间. 这里“一致”的含义为若点对 (A, B) 之间的物理距离大于(或小于)点对 (C, D) 之

的物理距离时,其对应的信号强度向量距离也同时大于(或小于)点对 (C, D) 之间的信号强度向量距离.

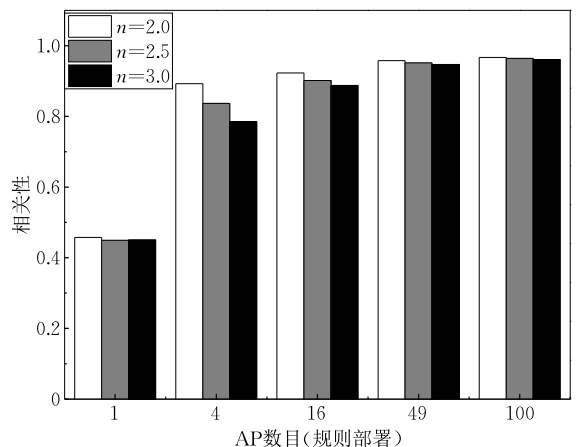
与皮尔逊相关系数不同,一致性系数并不能表示两组数据之间的线性相关性,仅能够表示对应的数据是否满足顺序性. 设计这样一个指标的原因是因为有些算法并不要求数据之间存在线性相关性,仅要求顺序一致,如非度量多维标度方法^[6].

我们利用仿真实验和实际环境中所得的数据来探讨当系统中部署有多少 AP 时不同位置之间的信号强度差异才能有效表征它们之间的物理距离. 在仿真实验中,我们将不同数目的 AP 部署在一个 $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ 的区域中. 在部署区域中随机产生 100 个点. 对任意两个点,我们通过式(5)计算它们之间的信号强度向量距离,并且利用它们的坐标计算它们之间的物理距离. 由于共有 100 个点,我们可以得到 $M = C_{100}^2 = 4950$ 个不同的点对,即我们可以得到两组数据,每组含有 4950 个数据. 第 1 组数据中包含的是点对之间的物理距离,第 2 组包含的是在对应的位置上获取到的信号强度向量的距离. 通过计算这两组数据之间的皮尔逊系数和一致性系数(见定义 1),我们可以判断出当系统中部署多少个 AP 时可以利用信号强度差异来表征物理距离.

我们对不同的衰减因子,考虑了 AP 在规则部署和不规则部署(AP 随机部署在区域中)两种情况下,对一致性系数和相关性系数随 AP 数目变化进行了仿真实验. 仿真实验的结果如图 2(AP 规则部署)和图 3(AP 不规则部署)所示. 从实验结果可以看出,在两种部署情况下,物理距离和信号强度向量距离之间的一致性和相关性都随着 AP 个数的增加而增高,并且随着衰减因子的变大而变小. 我们还发现当 AP 在区域中规则部署时,对应的两个指标值

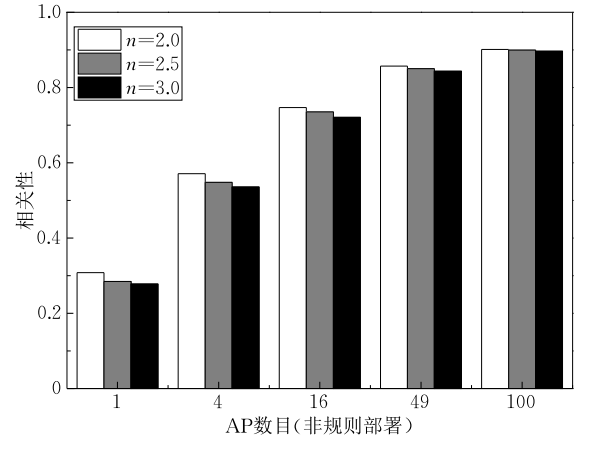
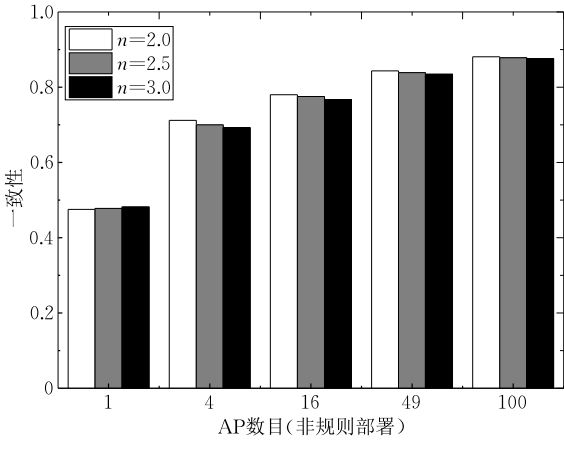


(a) 一致性随 AP 数目变化曲线



(b) 相关性随 AP 数目变化曲线

图 2 仿真实验结果(AP 规则部署)



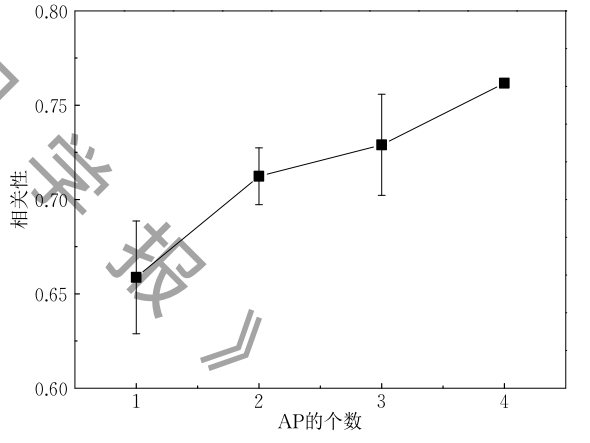
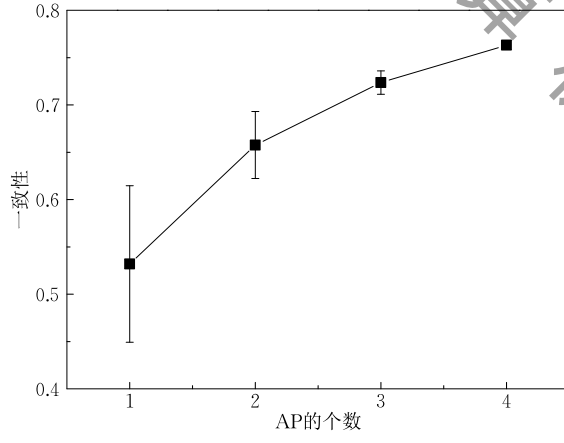
(a) 一致性随AP数目变化曲线

(b) 相关性随AP数目变化曲线

图 3 仿真实验结果(AP 非规则部署)

均高于 AP 非规则部署时的指标值. 从图中结果我们可以看出, 当系统中的 AP 数目高于 4 时, 信号强度向量之间的距离就能够很好地表征不同位置之间的物理距离(皮尔逊系数大于 0.8 意味着两组数据之间存在着极强线性相关). 在仿真中我们将阴影效应的标准偏差设为 4.

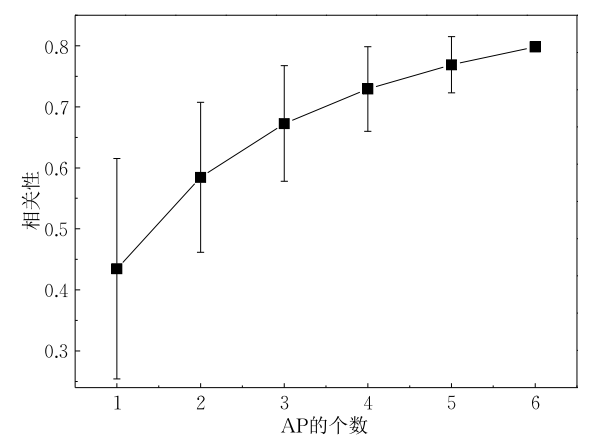
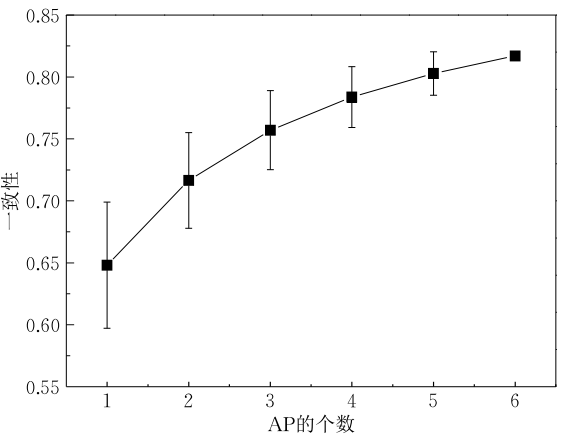
为了验证在实际环境中该结论是否也成立, 我们利用在两个不同实际场景下(图 10 所示)收集的数据也统计了不同点对之间的物理距离和信号强度向量距离之间的一致性系数和相关性系数, 具体结果如图 4 和图 5 所示. 图 4 所示的数据结果对应图 10(a)中的实验场景, 图5的数据结果对应的是图



(a) 一致性随AP数目变化曲线

(b) 相关性随AP数目变化曲线

图 4 实验结果(部署 4 个 AP 的实验室场景(15.6 m×7.2 m))



(a) 一致性随AP数目变化曲线

(b) 相关性随AP数目变化曲线

图 5 实验结果(部署 6 个 AP 的整个楼层场景(33.6 m×14.4 m))

10(b)中的实验场景. 在图 10(a)中, 由于我们在实际环境中部署了 4 个 AP, 所以 AP 数为 1 和 3 时对应 4 个值, AP 数为 2 时有 6 个值, AP 数为 4 时有 1 个值, 因此得到图 4(a)和(b)中所示的带标准的曲线图. 在图 10(b)中, 我们共部署了 6 个 AP, 因此得到图 5(a)和(b)中所示的曲线图. 从图 4 和图 5 中可以看出, 在实际数据中两点之间 RSSI 距离和其物理距离也有较高的一致性和相关性, 并且随着 AP 数目的增多, 一致性系数和相关性系数都增大.

根据前述仿真实验和实际实验的统计结果, 我们有如下结论: 当区域内每个位置能够收到足够数目(比如, 4 个以上)的 AP 信号时, 对任意两个点来说, 在对应的位置上观察到的信号强度向量之间的距离可以有效地用来表征它们之间物理距离的远近. 基于这个结论, 我们就可以根据待测点与参考点的信号强度向量距离大小关系, 来判断待测点与参考点在物理位置上的远近关系.

在下一节, 基于上述结论, 我们根据待测点与参考点的信号强度向量之间的欧几里得距离的大小关系得出它们在物理位置上的远近关系, 并提出一种基于多维标度分析技术的定位方法来计算待测节点的位置. 我们还提出了一种分层次缩小区域的优化方法来提高定位精度, 具体在下一节介绍.

算法 1. 基于 MDS 的定位算法.

输入: 待测点的 RSSI 向量, 参考点的坐标及 RSSI 向量

输出: 待测点的坐标

1. 计算 m 个参考点的 RSSI 向量之间的欧几里得距离, 记为 $P_{m \cdot m}$, 并计算待测点与各个参考点的 RSSI 向量之间的欧几里得距离, 得到参考点、待测点的 RSSI 距离矩阵, 记为 $P_{(m+1) \cdot (m+1)}$;
2. 将 P 作为 MDS 算法的输入, 进行降维处理, 得出参考点、待测点的相对位置坐标, 记为 $X_{(m+1) \cdot 2}$;
3. 根据 m 个参考点的相对坐标 X 和其绝对坐标, 利用坐标转换算法, 得出平移向量 t 、翻转矩阵 R 和缩放系数 s ;
4. 根据 t, R, s 以及待测点的相对坐标, 即可求出待测点的绝对坐标.

4 算法描述

根据前一节的结果, 通过计算待测点到参考点的接收信号强度向量之间的距离, 我们可以有效表征待测点到各个参考点的物理距离远近. 那么基于所获取到待测点和参考点的信号强度向量之间的距离关系, 我们可以利用多维标度分析 MDS^[6] 技术来计算待测点与各个参考点之间的相对位置, 然后再

通过坐标转换, 利用参考点的实际物理位置计算出待测点的绝对位置. 主要原理是利用 MDS 技术的特性, 即若两个元素相似度越高, 那么它们在较低维度空间上的表示点之间的距离也就更加靠近, 保证在信息压缩的情况下, 还能得到较准确的物理距离关系. 依据上节结论, 我们既可以使用需要知道位置间距离尺度的度量多维标度技术(Metric MDS), 又可以使用仅需要知道距离远近关系的非度量多维标度技术(Non-metric MDS). 不失一般性, 本文采用度量多维标度技术来计算待测点的位置.

4.1 基于 MDS 的定位算法描述

算法的基本思想如下. 首先, 我们在选定的参考点处测量对应的信号强度向量连同参考点的坐标存储到数据库中. 然后, 当移动目标需要定位时, 采集移动目标的信号强度向量. 与之前基于指纹的定位算法不同, 我们的算法并不直接将测量到的向量与数据库中存储的记录一一比对并查找最接近的参考点, 而是通过计算移动目标与参考点之间的信号强度向量距离来近似估计其物理距离, 并构建一个距离矩阵来表示移动目标与所有参考点之间的两两距离. 该距离矩阵表征了移动目标与所有参考点在信号强度空间的相对位置关系. 然后, 我们利用 MDS 技术来获取移动目标相对于参考点的相对位置关系, 并通过坐标转换算法将计算得到的相对位置关系转换为在参考点所在坐标系内的绝对位置关系.

算法的输入、输出以及具体执行过程如算法 1 所示. 在步骤 1 中, 计算参考点、待测点的 RSSI 向量距离矩阵时, 对于不同的位置只需计算待测点与参考点之间的 RSSI 向量距离, 不需计算参考点之间的 RSSI 向量距离, 因为参考点之间的 RSSI 向量距离是不变的, 计算一次即可. 步骤 2 中的 MDS 算法和步骤 3 中坐标转换算法的具体执行过程都可参看相关文献[33].

为了验证当室内环境中每个位置能够收到足够数目(比如, 4 个以上)的 AP 信号时, 两点之间 RSSI 向量距离和其物理距离有较高的一致性和相关性, 进而可以利用 MDS 技术通过点对之间 RSSI 向量距离得出的相对位置关系, 求出待测点的位置. 我们做了如下仿真实验, 将不同数目的 AP 部署在一个 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的区域中, 在部署区域中随机产生 500 个点作为待测点, 参考点的间距分别为 20 m、5 m 和 1 m, 观察待测点的平均定位误差随 AP 数目和参考点个数变化的情况, 结果如图 6 所示.

从图 6 中可以看出, 基于 MDS 定位方法的定

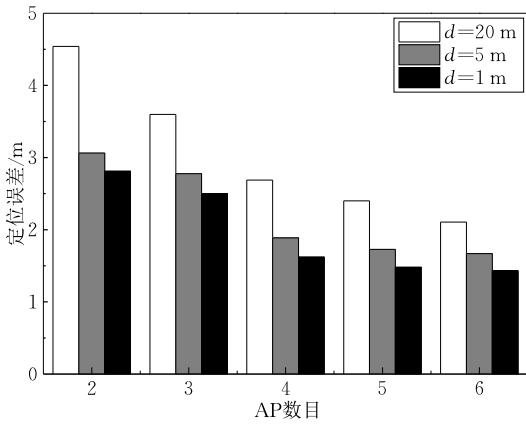


图 6 MDS 定位误差随 AP 数目及参考点个数变化情况

位误差随着参考点间距的变小而降低,这是因为参考点间距越小,说明参考点个数越多,用较多的参考点计算待测点位置时,定位误差降低。另外,可以看出随着 AP 数目的增多,定位误差也在降低,并且当 AP 数目多于 4 个时,定位误差没有太大的变化。根据第 3 节的结论,这是因为随着 AP 数目的增多,两点之间 RSSI 向量距离和其物理距离的一致性和相关性都变大,一致性、相关性越高,利用 MDS 计算出的待测点位置就越准确,但是当 AP 数目多于 4 个时,一致性和相关性系数增大的有限,定位误差也就没有太大的变化。

利用此方法定位时,我们发现了两个现象:一是定位误差的大小与使用的参考点集合有关;二是待测点定位误差与其相对于区域的位置有关。基于这两个现象,我们提出了分层次缩小区域的定位策略,达到提高定位精度的目的。我们在下一节对此做具体阐述。

算法 2. 基于 MDS 的分层次缩小区域算法。

输入:待测点的 RSSI 向量,参考点的坐标及 RSSI 向量

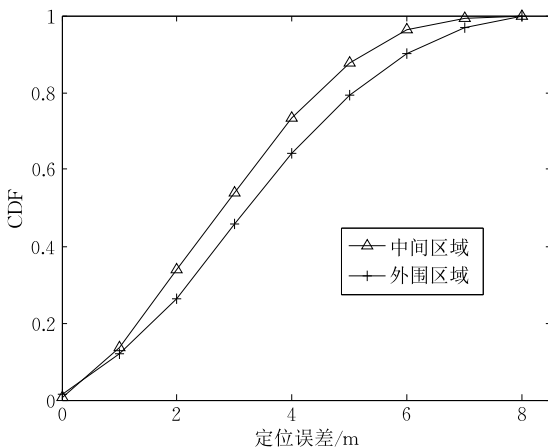
输出:待测点的坐标

1. 将整个区域按照参考点坐标划分成若干个互不重叠的小区域。//步骤 1
2. 将所有参考点的坐标和 RSSI 向量以及待测点的 RSSI 向量作为 MDS 算法的输入,估算出待测点位置,并判断此位置所属的小区域。//步骤 2
3. 计算估算出的位置到其所属的小区域边界的距离。//步骤 3
4. 根据步骤 3 中的距离,对待测点最终的位置进行优化。//步骤 4

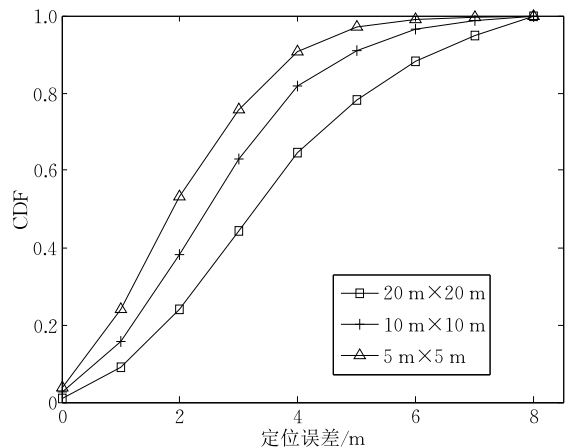
4.2 基于 MDS 的分层次缩小区域定位法

基于 MDS 的算法存在着如下两个性质。一是定位误差的大小与使用的参考点集合有关:当使用的参考点更接近于待测点时,定位误差较小,也就是说使用待测点所处的较小区域内的参考点比使用较大区域内的参考点得到的定位精度要更高。二是待测点定位误差与其相对于区域的位置有关:当待测点靠近区域中心时,定位误差较小;反之,当待测点靠近区域边界时,定位误差较大。本节首先对这两个现象给予了实验验证,之后提出了一种分层次缩小区域的定位方法。

我们利用下面的仿真实验做了相关验证。实验环境设置是在一个 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的矩形区域中,4 个角部署 4 个 AP,25 个参考点均匀分布在区域中,相邻参考点之间的间隔为 5 m。25 个参考点将区域分成 4 个 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的区域和 16 个 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的区域。我们在整个区域内随机产生 500 个点作为待测点,每个待测点分别采用所在的 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 、 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 和 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 区域中的参考点利用上述定位方法估算其位置。3 种情况下,待测点的定位误差累积分布函数曲线如图 7(a)所示。从图中可以看出,在基于 MDS 的定位方法中,采用小区域中的参考点来计算



(a) 待测点所属区域的大小对定位误差的影响



(b) 待测点相对区域位置对定位误差的影响

图 7 对定位误差的影响

待测点位置可以达到更高的定位精度. 针对第 2 个现象, 我们统计了区域中心 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 范围(称为中间区域)和此范围外(称为外围区域)的待测点定位误差, 其累积分布函数曲线如图 7(b)所示. 结果表明位于中间区域的待测点具有更高的定位精度.

基于这两个性质, 我们提出一种分层次缩小区域的定位方法, 称此定位方法为 MDS(S). 算法框架如算法 2 所示.

算法 3. 划分小区域.

输入: 参考点的坐标 (x_i, y_i) , 横纵坐标个数为 X, Y

输出: 二级小区域集合、三级小区域集合

1. FOR $i=1$ to $X-1$ by 2, do
2. FOR $j=1$ to $Y-1$ by 2, do
3. IF $i+2 \leq X \ \&\& \ j+2 \leq Y$, do
4. 依次获得 9 个参考点围成的二级小区域
5. ELSE IF $i+2 > X \ || \ j+2 > Y$, do
6. 依次获得 6 个参考点围成的二级小区域
7. END
8. 记录各二级小区域包含的三级小区域集合
9. END
10. END

该算法分为 4 个步骤, 每个步骤的具体执行过程如下.

步骤 1: 区域划分. 将整个区域按照参考点坐标划分成若干个互不重叠的二级小区域及三级小区域, 并记录下每个三级小区域属于哪个二级小区域. 这里每个区域是指一个矩形区域, 如矩形的 4 个顶点为 $(x_{\min}, y_{\min}), (x_{\min}, y_{\max}), (x_{\max}, y_{\min}), (x_{\max}, y_{\max})$, 则此区域可以表示为如下形式: $[(x_{\min}, x_{\max}); (y_{\min}, y_{\max})]$. 每个三级小区域是指由 4 个参考点围成的区域, 而每个二级小区域是指由 4 个或 2 个相邻的三级小区域组成的区域. 记所有三级小区域的集合为 $R^3 = \{r_1^3, \dots, r_T^3\}$, 所有二级小区域的集合为 $R^2 = \{r_1^2, \dots, r_S^2\}$, 其中 S, T 分别为二级小区域和三级小区域的个数, r_i^2, r_j^3 分别为第 $i, j (1 \leq i \leq S, 1 \leq j \leq T)$ 个二级小区域和三级小区域. 区域划分的具体过程在算法 3 中给出.

步骤 2: 将所有参考点的坐标和 RSSI 向量以及待测点的 RSSI 向量作为 MDS 算法的输入, 利用 4.1 节所述算法算出待测点位置, 并判断此位置所属的小区域. 令估算出的待测点位置为 (x_c, y_c) . 则该位置所属的三级小区域为满足如下条件的小区域: $x_{\min} = \max\{x_j | x_i \leq x_c\}, x_{\max} = \min\{x_j | x_i \geq x_c\}, y_{\min} = \max\{y_j | y_j \leq y_c\}, y_{\max} = \min\{y_j | y_j \geq y_c\}$.

步骤 3: 计算估算出的位置 (x_c, y_c) 到其所属的

三级小区域特定边的直线距离. 特定边是指三级小区域所属的二级小区域内部和三级小区域的边重合的边. 具体过程如算法 4 所示.

步骤 4: 根据步骤 3 中的距离, 对待测点最终的位置进行优化. 比较 d 与阈值 T_e 的大小, 对待测点的最终位置进行优化, 具体过程如算法 5 所示.

算法 4. 计算到特定边距离.

输入: 估算出的位置 (x_c, y_c) 及 r_u^2, r_v^3

输出: (x_c, y_c) 到 r_v^3 特定边的距离 d

1. IF r_v^3 有 6 个参考点, do
2. 可以得到直线距离为 $d = |x_c - x_v|$ 或 $d = |y_c - y_v|$
3. END
4. IF r_v^3 有 9 个参考点, do
5. 可以得到直线距离有两个值, 分别为 $d_1 = |x_c - x_v|, d_2 = |y_c - y_v|$
6. END

则其所属的三级小区域可以记为如下形式 $r_u^3 = [(x_{\min}, x_{\max}); (y_{\min}, y_{\max})]$. 通过步骤 1 和 R^2 可获得其所属的二级小区域 r_u^2 .

算法 5. 优化待测点最终位置.

输入: 参考点的坐标及 RSSI 向量, 步骤 3 中得到的 d , 阈值 T_e, r_u^2, r_v^3

输出: 待测点最终估计位置 (x_r, y_r)

1. IF $d < T_e \ || \ (d_1 < T_e \ || \ d_2 < T_e)$, do
2. 将 r_v^3 中 4 个参考点坐标及 RSSI 向量、待测点的 RSSI 向量作为 MDS 的输入, 再次估算待测点位置 (x_r, y_r) .
3. ELSE
4. 将 r_u^2 中 6 个或 9 个参考点的坐标及 RSSI 向量、待测点的 RSSI 向量作为 MDS 的输入, 再次估算待测点位置 (x_r, y_r) .
5. END

由于利用小区域对待测点的位置进行了二次计算, 上述算法可以得出更精确的待测点位置估计. 根据前述性质 1 可知, 当第 1 次得到的待测点位置估计位于对应的三级小区域的中间部分时, 用三级小区域内的参考点再次估算待测点位置可有效提高精度. 当第 1 次得到的位置估计靠近所在三级小区域的边界时, 根据前述性质 2, 用三级小区域来再次计算待测点位置可能带来较大误差, 这时我们利用对应的二级小区域的点再次估算待测点位置来提高精度.

我们用图 8 所示的例子说明该算法的执行过程. 图 8 中 A—L 为参考点位置, 均匀分布在区域中. 根据这 12 个参考点位置, 将区域均匀地划分为 1, 2, 3, 4, 5, 6 六个三级小区域(记为 $(r_1^3, r_2^3, \dots, r_6^3)$)

和参考点 $ABCEFGIJK$ (记为 r_1^2) 和 $CDGHKL$ (记为 r_2^2) 所组成的两个二级小区域. 首先利用所有参考点估算出待测点位置, 判断其所属的三级小区域, 如果估算出待测点属于 r_1^2 区域, 则其所属的二级区域为 r_1^2 , 然后判断估算出的待测点位置到三级小区域 r_1^3 特定边 (EF, BF) 的距离 $D = \{d_1, d_2\}$, 若 $d_1 < T_e$ 或者 $d_2 < T_e$, 则利用二级小区域 r_1^2 中的 9 个参考点和 MDS 算法再次估算待测点位置, 更新待测点位置为此值; 否则利用三级小区域 r_1^3 中的 4 个参考点和 MDS 算法估算待测点的位置, 更新待测点位置为此值. 对于落入 6 个参考点组成的二级小区域的情况, 类似可求出待测点位置.

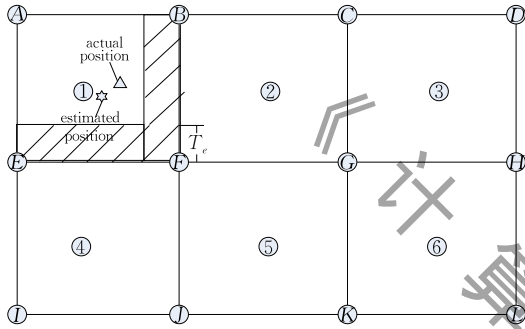


图 8 缩小区域定位法示意图

针对此方法, 我们进行了实际数据以及仿真数据实验, 具体结果见第 5 节.

5 实验

5.1 实际环境实验

5.1.1 实验设置

对于本文中所提出的方法, 我们在实际环境中采集了相应位置的信号强度值进行实验并和已有方法进行了比较, 在采集数据时, 使用固定装置, 防止人为抖动带来的数据误差, 对每一位置我们收集 20 次 RSSI 样本, 每次扫描间隔为 1 s, 采用出现次数最多的 RSSI 作为相应位置的采样值. 我们所部署的无线路由器和采集信号强度所用的设备如图 9 所示. 我们在两个不同的环境中进行了实验.

(1) 实验环境 1. 我们第 1 个实验环境部署在中南大学科技楼四楼的一个实验室. 该实验室区域范围为 $15.6 \text{ m} \times 7.2 \text{ m}$, 如图 10(a) 所示. 我们在此区域中部署了 4 个 AP, 相邻参考点位置之间的间隔为 0.6 m , 共收集 282 个位置的信号强度值, 在非参考点位置随机选取 100 个点作为待测位置. 后文将此实验环境简称为“实验室”.



AP: TP-Link TL-WR 742N

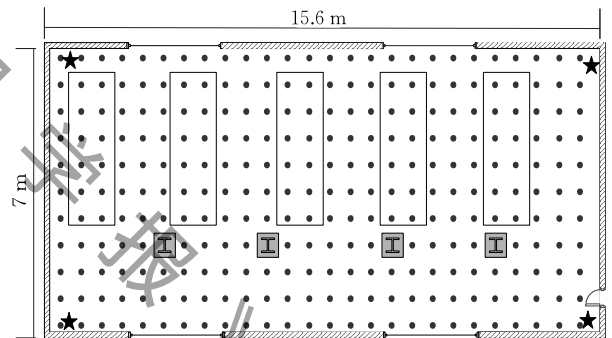


Lenovo LePad

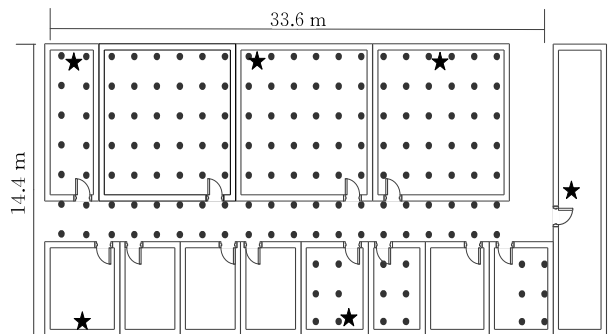
图 9 硬件设备

(2) 实验环境 2. 第 2 个实验场景部署在中南大学计算机楼整个 4 楼, 包括多个实验室, 如图 10(b) 所示. 楼层面积为 $33.6 \text{ m} \times 14.4 \text{ m}$, 共部署了 6 个 AP, 相邻参考点位置之间的间隔是 1.6 m , 共收集了 158 个位置的信号强度值. 在非参考点位置随机选取 80 个点作为待测位置. 后文将此实验环境简称为“计算机楼”.

这里采集这么多位置是为了与其他定位算法进行比较, 本文提出的方法并不需要采集如此密集的参考点, 室内布局及采样分布如图 10 所示.



(a) 实验室



(b) 计算机楼图

图 10 实际环境室内布局及采样分布图
(其中圆点为采样位置, 五角星为 AP 位置)

5.1.2 实验结果及讨论

(1) 减少参考点个数情况

本文利用上述实测数据, 比较了本文所提出的 MDS, MDS(S) 算法以及 Horus^[13], SEAMLOC^[26]

等典型室内定位算法的定位误差情况. SEAMLOC 是一种利用插值法达到减少采样点个数的算法. 图 11 给出了两种实验场景下各定位方法的定位精度随参考点个数变化曲线, 其中 SEAMLOC 所采用的数据库是利用相应的参考点插值后得到 $0.6\text{ m} \times 0.6\text{ m}$ (图 16(a)) 或 $0.6\text{ m} \times 0.6\text{ m}$ (图 16(b)) 间隔的指纹信息. 从图 11 中可以看出, 各定位方法的定位精度随着参考点的个数的增加而增加. 从结果中对比可以看出, 在使用相同参考点的情况下, 本文所提出的方法定位精度最高.

如图 11(a) 所示, 在实验室环境中, Horus 方法在参考点个数为 281 (即参考点间隔为 $0.6\text{ m} \times 0.6\text{ m}$) 时, 其定位误差为 1.24 m , 而本文提出的方法在仅采用 15 个参考点的情况下, 定位误差已经低于 Horus 算法 (1.11 m). 如图 11(b) 所示, 在计算机楼环境中, Horus 方法的定位误差是 2.8 m , MDS(S) 在采用 9 个参考点的情况下, 可得到的定位误差是 2.9 m . 所以相比 Horus 方法, 在实验室中本方法做到在参考点个数为其 $1/20$ 的情况下, 定位误差还比

其低的效果. 在计算机楼中, 由于楼层内部布局的复杂性, 多径现象及阴影效应更加明显, 本方法做到在参考点个数为其 $1/16$ 的情况下, 定位误差与其相当的效果. 与采用插值算法的 SEAMLOC 算法相比, 在使用相同的参考点信息的情况下, 本文所提出的算法在实验室和计算机楼两种室内场景下的定位误差分别降低了 30% 和 10% .

(2) 各方法定位误差的累积分布函数

图 12 表示在实验室中, 参考点个数为 9 (图 12(a)) 和 45 (图 12(b)) 的情况下, 各个方法定位误差的累积分布函数. 其中 SEAMLOC 通过插值后的参考点采样间隔为 $0.6\text{ m} \times 0.6\text{ m}$, 从图中可以看出, 当参考点个数为 9 时, MDS(S) 方法中超过 80% 的点的定位误差落入 1.6 m 的范围之内, 而 MDS、SEAMLOC 和 Horus 的定位误差则分别是 1.7 m 、 2.4 m 和 2.9 m . 当参考点个数为 45 时, MDS(S) 方法中超过 80% 的点的定位误差落入 1.3 m 的范围之内, 而 MDS、SEAMLOC 和 Horus 的定位误差则分别是 1.4 m 、 2.1 m 和 2.3 m . 所以随着参考点个数的增

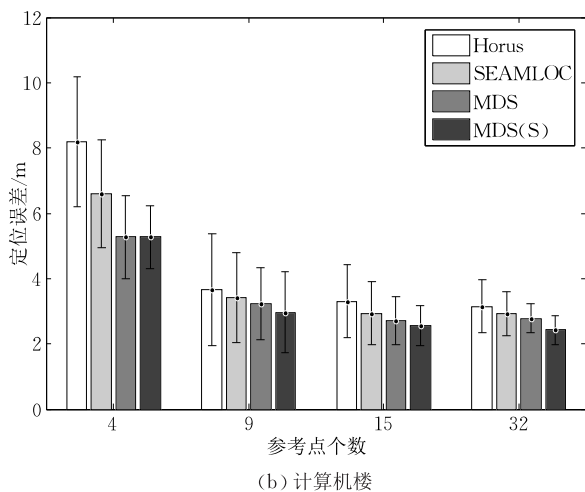
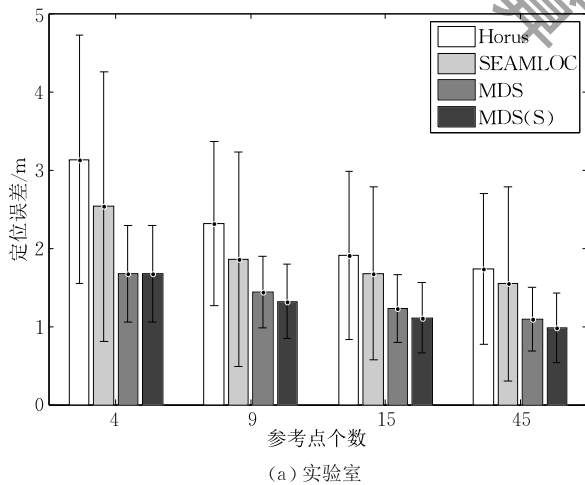


图 11 不同定位方法的定位误差随参考点个数变化曲线

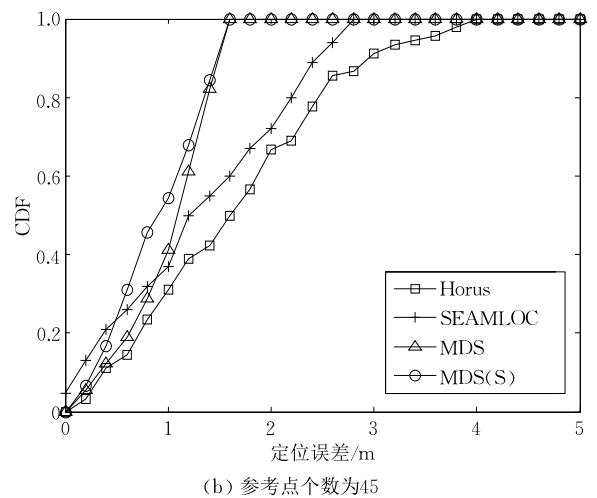
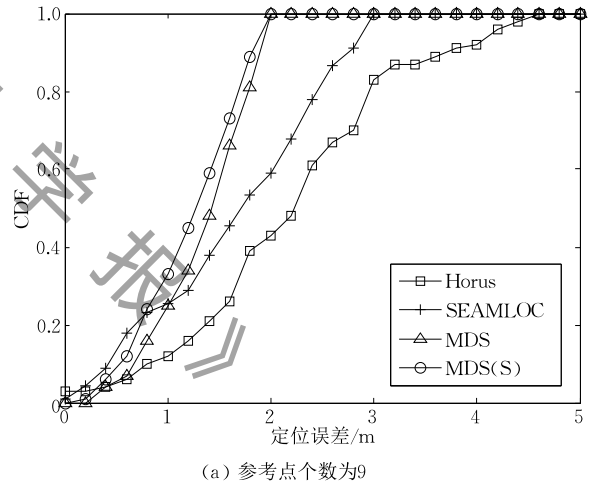
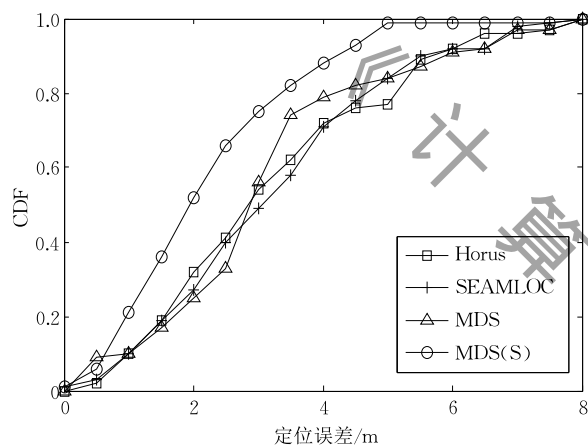


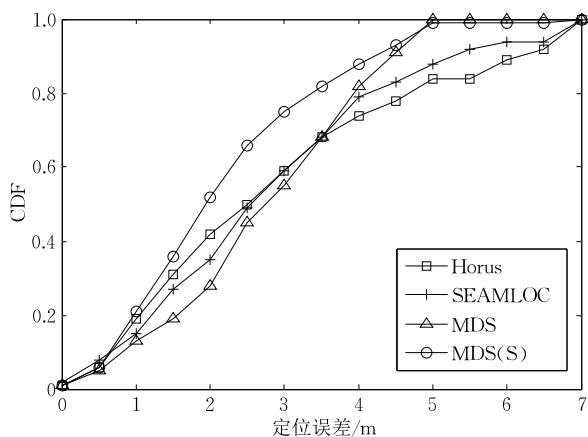
图 12 不同参考点个数下, 各方法定位误差的 CDF

加,这几种方法的定位精度都会提高,并且 MDS 以及 MDS(S)方法定位精度均高于 Horus 和 SEAMLOC 方法。

对于多径和阴影效应更加明显的计算机楼,在参考点个数为 9 和 32 时,各定位方法定位误差的累积分布函数如图 13 所示。其中 SEAMLOC 通过插值后的参考点采样间隔为 $1.6\text{ m}\times 1.6\text{ m}$,从图中可以看出,当参考点个数为 9 时,4 种方法的中位精度都小于 3m,但是对于 80% 数据点的定位误差,MDS(S)要比 Horus 降低了 1.8 m,比 SEAMLOC 降低了 0.8 m。并且随着参考点个数的增加,MDS 以及 MDS(S)方法定位精度均高于 Horus 和 SEAMLOC 方法。



(a) 参考点个数为9



(b) 参考点个数为32

图 13 不同参考点个数下,各方法定位误差的 CDF

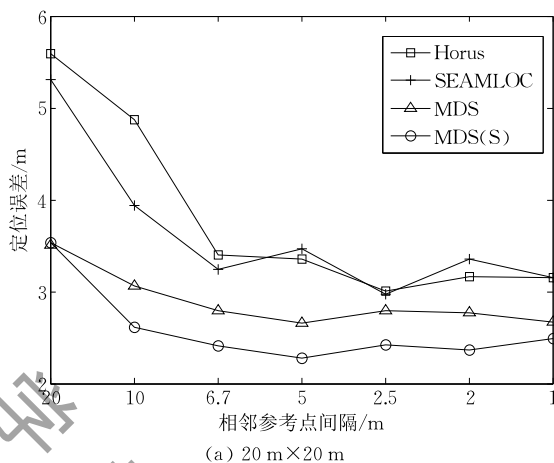
5.2 仿真实验

我们用 Matlab 进行了仿真实验来比较不同算法在大规模场景下的性能。主要参数设置为不同大小的区域,区域中随机生成 500 个待测点,每个点的信号强度值由式(2)获得,无线信号发射功率 P_t 为 18 dbm,在 1m 处的衰落 $P_L(d_0)$ 为 40 dbm,阴影效

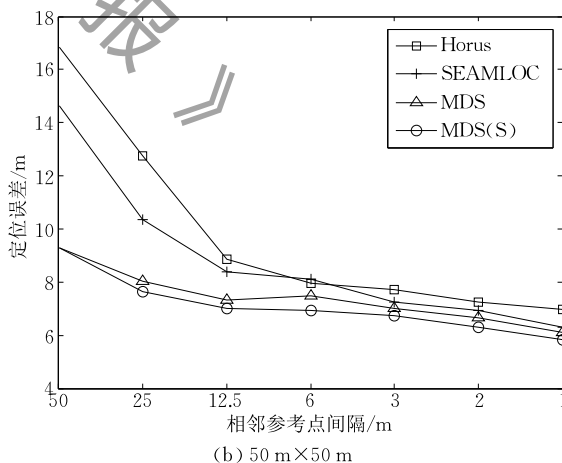
应的标准偏差取为 4,参考点在区域中均匀部署。

5.2.1 参考点个数对定位精度的影响

图 14 所示是在两种区域($20\text{ m}\times 20\text{ m}$ 和 $50\text{ m}\times 50\text{ m}$)下参考点个数对定位精度的影响,其中信道衰减因子取 2.5,可以看出随着参考点个数的增加,定位精度都在提高,但定位精度提高的幅度越来越小。SEAMLOC 在参考点个数较少时表现出高于 Horus 的定位效果,这是由于 SEAMLOC 在参考点较少时通过插入虚拟参考点达到提高定位精度的目的,但随着参考点个数的增多,这种方法的定位效果无明显增加。相比于 Horus,SEAMLOC 的定位方法,采用 MDS 的定位方法定位精度更高,并且在采用分层次缩小区域方法后,定位精度进一步提高。



(a) $20\text{ m}\times 20\text{ m}$



(b) $50\text{ m}\times 50\text{ m}$

图 14 两种区域范围内下参考点个数对定位精度的影响

5.2.2 衰减因子对定位精度的影响

图 15 是在相同区域范围内衰减因子对定位精度的影响,区域范围设定为 $20\text{ m}\times 20\text{ m}$,可以看出随着衰减因子的增大,定位误差在逐渐增大。这是因为衰减因子增大说明周围环境“噪音”变大,对信号强度影响过大,3 种方法的定位精度都降低,但是同

时, MDS(S)用较少的参考点就可以获得其他方法用较多的参考点才能达到的定位效果.

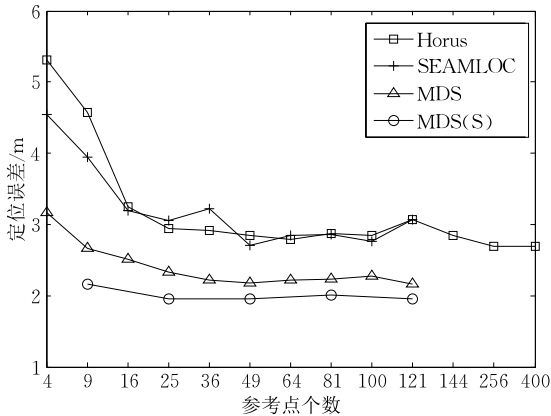
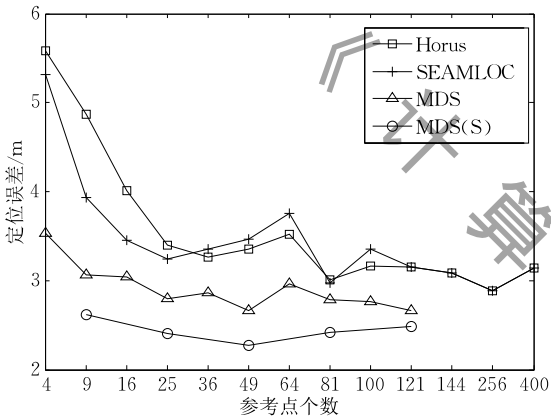
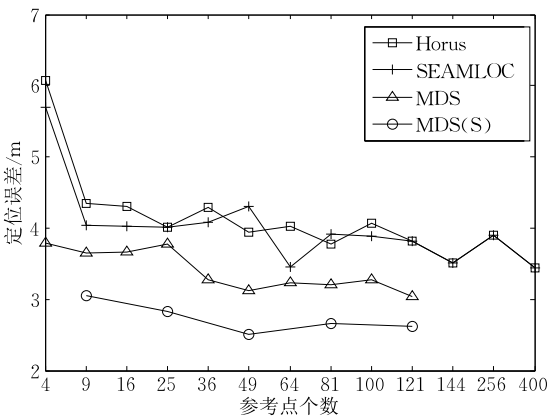
(a) $n=2$ (b) $n=2.5$ (c) $n=3$

图 15 不同衰减因子对定位精度的影响

6 总 结

本文利用理论模型下的仿真实验和实际数据实验结果发现,当室内环境中每个位置能够收到足够数目(比如,4个以上)的AP信号时,两个位置上的RSSI欧式距离的大小和这两个位置相距的远近有

较高的一致性和相关性.基于这种特性,我们采用多维标度分析技术根据待测点与参考点的RSSI欧式距离的大小关系得出它们在物理位置上的远近关系.针对这种定位方法,我们发现两个现象,一是使用待测点所处的小区域内的参考点时比使用较大区域内的参考点得到的定位精度要高;二是待测点定位误差与其相对于区域的位置有关.在此基础上,我们提出了一种基于MDS的分层次缩小区域的定位方法,通过仿真及实际数据实验表明此方法能够利用较少参考点获得较高的定位精度.

参 考 文 献

- [1] Misra P, Enge P. Special issue on global positioning system. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(1): 3-15
- [2] Sun G, et al. Signal processing techniques in network-aided positioning: A survey of state-of-the-art positioning designs. Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 12-23
- [3] Kotanen A, et al. Positioning with IEEE 802.11 b wireless LAN//Proceedings of the 14th Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Beijing, China, 2003(3): 2218-2222
- [4] Gentile C, Alsindi N, Raulefs R, et al. Geolocation techniques: Principles and applications. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media, 2012
- [5] Hossain A K M M, Soh W S. A survey of calibration-free indoor positioning systems. Computer Communications, 2015, 66: 1-13
- [6] Borg I, et al. Modern multidimensional scaling: Theory and applications. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media, 2005
- [7] Yang J, Sidhom S, Chandrasekaran G, et al. Detecting driver phone use leveraging car speakers//Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Las Vegas, Nevada, USA, 2011: 97-108
- [8] Nandakumar R, et al. Centaur: Locating devices in an office environment//Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Istanbul, Turkey, 2012: 281-292
- [9] Huang W, Xiong Y, Li X Y, et al. Shake and walk: Acoustic direction finding and fine-grained indoor localization using smartphones//Proceedings of the 33rd Annual IEEE International Conference on Computer Communications. Toronto, Canada, 2014: 370-378
- [10] Zhang Z, Zhou X, Zhang W, et al. I am the antenna: Accurate outdoor ap location using smartphones//Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Las Vegas, Nevada, USA, 2011: 109-120
- [11] Sen S, Choudhury R R, et al. SpinLoc: Spin once to know your location//Proceedings of the 20th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications. San Diego, USA, 2012: 12

- [12] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system//Proceeding of the 19th Annual Joint Conference of IEEE Computer and Communications Societies. Tel Aviv, Israel, 2000: 775-784
- [13] 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
- [14] Liu S, Jiang Y, Striegel A. Face-to-face proximity estimation using bluetooth on smartphones. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(4): 811-823
- [15] Wen Y, Tian X, Wang X, et al. Fundamental limits of RSS fingerprinting based indoor localization//Proceeding of the 34th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. Hong Kong, China, 2015: 2479-2487
- [16] Yoon S, et al. 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, Taiwan, China, 2013: 207-220
- [17] 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, Lake District, UK, 2012: 183-196
- [18] Wu K, et al. CSI-based indoor localization. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(7): 1300-1309
- [19] Halperin D, et al. Predictable 802.11 packet delivery from wireless channel measurements. ACM SIGCOMM Computer Communication Review. Toronto, Canada, 2011, 41(4): 159-170
- [20] Mazuelas S, et al. Robust indoor positioning provided by real-time RSSI values in unmodified WLAN networks. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(5): 821-831
- [21] Chang N, Rashidzadeh R, Ahmadi M. Robust indoor positioning using differential Wi-Fi access points. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(3): 1860-1867
- [22] Narzullaev A, et al. A fast and accurate calibration algorithm for real-time locating systems based on the received signal strength indication. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2011, 65(4): 305-311
- [23] 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
- [24] Wu C, et al. WILL: Wireless indoor localization without site survey. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(4): 839-848
- [25] Yang Z, Wu C, Liu Y. Locating in fingerprint space: Wireless indoor localization with little human intervention//Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Istanbul, Turkey, 2012: 269-280
- [26] Redzic M D, Brennan C, O'Connor N E. SEAMLOC: Seamless indoor localization based on reduced number of calibration points. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(6): 1326-1337
- [27] 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
- [28] Fang S, Lin T. Principal component localization in indoor WLAN environments. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 11(1): 100-110
- [29] Shi Ke, Chen Hong-Sheng, Zhang Ren-Tong. Indoor location method based on support vector regression in 802.11 wireless environments. Journal of Software, 2014, 25(11): 2636-2651(in Chinese)
(石柯, 陈洪生, 张仁同. 一种基于支持向量回归的 802.11 无线室内定位方法. 软件学报, 2014, 25(11): 2636-2651)
- [30] Chen Yong-Le, Zhu Hong-Song, Sun Li-Min. A line of sight fingerprint localization algorithm resisting multipath and shadow. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(3): 524-531(in Chinese)
(陈永乐, 朱红松, 孙利民. 一种抗多径和阴影的视距指纹定位算法. 计算机研究与发展, 2013, 50(3): 524-531)
- [31] Sorour S, Lostonlan Y, Valaee S, et al. Joint indoor localization and radio map construction with limited deployment load. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(5): 1031-1043
- [32] Rappaort T S. Wireless communications; Principles and practice. Micronave Journal, 2002, 45(12): 128-129
- [33] Stojmenovic I. Handbook of Sensor Networks: Algorithms and Architectures. New York, USA: John Wiley & Sons, 2005



XIAO Ya-Long, born in 1985, lecturer. His research interests include indoor localization and wireless sensing.

ZHANG Shi-Geng, born in 1981, Ph. D., associate professor. His research interests include Internet of Things, wireless sensing, wireless localization, and RFID systems.

WANG Jian-Xin, born in 1969, Ph. D., professor. His research interests include network protocols, network optimization, algorithm design and analyses, and bioinformatics.

Background

This paper studies the indoor localization problem and proposes a novel indoor localization algorithm that is based on multidimensional scaling. Indoor localization is a key problem in Internet of things and has attracted a lot of research attention in recent years. Generally, there are two categories of indoor localization methods: methods based on model-fitting, and methods based on fingerprinting. Each has their advantages and disadvantages: Model-fitting based methods usually require deployment of special hardware and could be used in large scale environments, but their accuracy is limited. On the other hand, fingerprinting-based methods usually achieve high accuracy, but they require laborious data collection in the offline training phase, which greatly limits its application in large scale environments.

In this paper, we propose a novel indoor localization algorithm based on multidimensional scaling (MDS), which utilizes the distance between two points' received signal

strength vectors to approximately measure their distance in physical environment, and then calculates the target object's location with the distance constraints with MDS. We further propose a region refinement method to improve localization accuracy, in which only reference points contained in a small rectangle that contains the estimated position of the target object are used to calculate the target's location. Experiment results in real environment show that, compared with the Horus algorithm, the proposed algorithm achieves similar or even higher accuracy and reduces the number of required reference points by more than one order of magnitude. The effectiveness of the proposed algorithm is validated via large-scale simulation.

This work of this paper is supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos. 61173169 and 61402056) and the Hunan Provincial Innovation Foundation for Postgraduate (No. 150140006).