

基于CSI的自适应修正模型定位算法

田丽玫 冯秀芳

(太原理工大学计算机科学与技术学院 晋中 030600)

摘要 目前基于无线设备的室内指纹定位技术因为其设备普及且定位准确而受到人们的广泛关注。针对传统室内指纹定位方式中定位阶段特征匹配时没有考虑当前环境相对于基准环境的变化因素这一不足,提出了一个基于CSI(Channel State Information)的自适应修正模型定位算法。该算法通过引入一个衡量当前室内环境变化的指标PEM(Percentage of nonzero Elements)来表示室内人数增加时子载波波度程度的变化;同时又通过设计一个新的修正匹配模型来补偿因多径造成的指纹特征的衰减。实验结果充分证明了该定位方案相比于之前的指纹定位系统FIFS和CSI-MIMO,准确率分别提高了30%和15%。

关键词 指纹定位,CSI,自适应修正模型,PEM

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.07.014

Adaptive Correction Model Location Algorithm Based on CSI

TIAN Li-wen FENG Xiu-fang

(College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, China)

Abstract Currently, WLAN-based indoor fingerprinting positioning system has been attracted owing to the advantages of open access and high accuracy. For the shortage that matching features do not consider the current environment variables for the reference environment in positioning stage of traditional indoor fingerprinting positioning systems, a novel CSI-based adaptive correction model location algorithm was proposed. The algorithm is used to indicate sub-carrier fluctuation level with the increasing of the number of people in indoor environment by introducing a indicator called PEM(Percentage of nonzero Elements), which can measure the changes of current indoor environment. At the same time, the algorithm also designs a new positioning correction matching model to compensate fingerprinting characteristic attenuation caused by multipath. Experiments have fully demonstrated that the new positioning scheme has an accuracy improvement of 30% and 15% respectively over previous fingerprint positioning system FIFS and CSI-MIMO.

Keywords Fingerprinting positioning, CSI, Adaptive correction model, PEM

1 引言

生活中,人们对获取室内目标位置的需求日益增加,例如在大型商场、展馆中通过导航实现对用户的个性化服务,或者在医院中通过对患者的定位追踪实现对病人的安全管理,以及在井下通过对工人的实时定位实现特殊情况下快速精准的救援工作等。因此实现高精度的室内定位在信息化服务、目标导航以及安全管理等方面具有重要的现实意义。

随着无线通讯技术的发展,无线局域网(WLAN)已经被广泛地部署在卧室和办公室内,它已经成为了无线室内定位技术的一种可行方案。WLAN由于具有开放式访问和低成本的特性,因此为使用WLAN IEEE802.11设备进行精确的室内定位提供了机遇。很多基于WLAN的室内定位系统^[1-2]利用“指纹”技术获得了很好的定位准确率。目前在指纹定位系统中,RSSI(Received Signal Strength Indicator)是被应用得

最广泛的指纹特征,比如:RADAR^[3]是由微软亚洲院的研究人员提出的第一个基于指纹的室内定位系统。他们利用信号强度RSSI的平均值作为位置指纹构建了数据库,定位阶段采用KNN算法实现相似度匹配,定位结果的平均误差在3m左右;接着马里兰大学的Youssef等人相继提出了Horus^[4]室内定位系统对其进行改进,他们使用贝叶斯定理选取概率最大的参考点作为待定位节点的位置,结果表明系统平均误差为2m,相比于RADAR系统,该系统在一定程度上提高了定位精度。此外还有一些系统^[5-7]也利用了RSSI进行指纹定位。

尽管RSSI已被广泛应用到室内定位的研究中,但是对于精确的室内定位RSSI仍然有缺陷。清华大学的杨峥和刘云浩教授^[8]分析了不同多径叠加环境导致的基于RSSI的无线指纹的变化,发现RSSI会因信号多径传播引起小尺度阴影衰落而不再随传播距离增加单调递减,从而限制了测距

到稿日期:2016-06-02 返修日期:2016-09-21 本文受国家自然科学基金面上项目(61472272),山西省科技基础条件平台建设项目(2015091003-0103),山西省回国留学人员科研资助项目(2013-049)资助。

田丽玫(1993-),女,硕士生,主要研究方向为无线传感器网络、室内定位,E-mail:1226973274@qq.com;冯秀芳(1966-),女,博士,教授,硕士生导师,CCF高级会员,主要研究方向为无线传感器网络、人工智能、室内定位等,E-mail:1497683788@qq.com(通信作者)。

精度。这是因为接收端接收的 RSSI 值是室内众多路径信号的叠加,它很容易受到室内多径效应的影响,即使在同样环境下同一个位置的不同时刻测量的 RSSI 值也会发生较大的变化。RSSI 对环境的敏感直接影响了定位的准确度,最后可能造成距离接收端近的信号源在接收端收到一个更低的 RSSI 值,结果使很多路径损耗模型关系无法成立。因此,这种随时间和空间变化程度大的 RSSI 值容易造成不可估量的定位误差。

为了改善室内定位的精确度,提出一个随时间稳定变化而且受多径效应影响小的测量指标是很有必要的。目前在广泛得到应用的 OFDM(正交频分复用)系统中,数据被调制成不同频率的多路子载波同时传播。对于每个子载波我们都会获得一个估计信道的值,即信道状态信息(Channel State Information)。文献[8]对 CSI 和 RSSI 进行了对比:一方面,CSI 能够在数据包中同时测量多个子载波的频率响应,而不是全部子载波叠加的总体幅度响应,从而更加精细地刻画了频率选择性信道;另一方面,CSI 既可以测量每个子载波的幅度,还可测量每个子载波的相位信息。CSI 将单值的 RSSI 扩展至频域,并且附加了相位信息,从频域上为无线感知提供了更加丰富、细粒度的信道状态信息。因此相比于每个包只有一个 RSSI 值,我们可以一次获得多个 CSI 值,且 CSI 随时间保持稳定变化。这种优势使 CSI 被越来越多地应用到指纹定位系统中。

例如:在 FIFS^[9]系统中,使用子载波振幅的平方和作为样本点的指纹特征建立了数据库,用贝叶斯最大概率估计算法实现了精确的定位;而且,如今利用多天线的空间差异属性进行定位的 MIMO 技术也被逐渐应用到室内定位中,例如 CSI-MIMO^[10]系统结合了 CSI 的空间属性,对 FIFS 系统进行了改进,它把相邻子载波的振幅差和相位差矩阵共同作为样本点的唯一指纹,实现了比 FIFS 更精确的定位。

但是目前这些定位方式都是基于定位和训练阶段室内环境相似的情况,没有考虑到定位阶段室内环境变化的因素,即定位阶段的室内环境与数据库建立时的环境区别。比如在室内无人的环境下建立了指纹数据库,但在室内人数增多的情况下进行节点定位,在两个阶段室内环境差别比较大的情况下如果仍然采用传统的方式进行指纹匹配,定位误差必然会增大,准确率也会大幅度降低。

基于这样的原理,本文提出了一种新的自适应修正模型定位方案,该方案引入了表示室内环境变化的指标,在一定程度上打破了传统的基于 CSI 指纹定位的局限,可以适用于任何室内环境下的在线定位。

总之,本文的贡献主要有以下几点:

(1)首先,引入了一个表示子载波波动程度的指标 PEM (Percentage of nonzero Elements),它的大小在某种程度上反映了室内环境的多径情况。将 PEM 作为相对于基准环境的扰动因子,可以达到根据环境的不同调整指纹特征的目的。

(2)其次,提出了一个新的自适应修正模型,在进行定位匹配之前先利用模型对基准环境下所有的训练样本点的指纹特征进行调整,然后用调整后的样本点特征重新计算与待定位节点的匹配度。

(3)在 802.11 的网卡上实现了提出的定位算法,并且在室内环境中进行了大量的实验,结果证明提出的修正方案明显提高了定位精度,改善了系统的定位性能。

2 相关工作

目前利用 WiFi 设备进行室内指纹定位已经成为热点。其中基于 RSSI 的方法因为在许多终端容易测量而被广泛应用,然而 RSSI 容易受到环境多径的影响而使定位结果不准确,CSI 因为提供了更精确的信道状态信息且更加稳定而逐渐替代了 RSSI 被广泛应用研究。

比如在 FILA^[11]系统中,基于 CSI 建立了信号传播模型和指纹数据库,它是第一个利用 CSI 频率差异建立传播模型的系统,也是第一次结合 CSI 的频率差异和空间差异特性创建指纹数据库的系统。实验结果证明,相比于基于 RSSI 的系统,FILA 能极大地改善定位性能。文献[12-14]通过分析 CSI 的信息分别实现了对按键和人体手势活动的识别,这些都是通过分析 CSI 数据信息实现的生活中的具体应用。

另外,文献[15]提出了 FCC 系统,其利用了 CSI 属性的变化规律找出了室内人群数量与 PEM 指标的单调关系,准确地推断出了室内人员的数量;PinLoc^[16]系统也通过利用物理层信道状态信息的频率差异提升了区域粒度的准确性。

因此我们也将通过利用 CSI 进行环境分析,从而达到精确定位的目的。

3 CSI 概述

首先了解 CSI 的知识以及 OFDM 系统的调制方式,这是模型提出的基础。

在 802.11 a/g/n 的网络中,数据的传输使用的是 Orthogonal Frequency Division Multiplexing(OFDM)调制技术。OFDM 系统将信号调制成多个子载波同时传输。信号在传递过程中会受到不同程度的衰减和散射,这种衰减是与频率相关的。因此,接收端的信号强度可以反映发射端与接收端的信道质量,而这种信道质量可以从物理层获得的信道状态信息(CSI)中分析出来。因为 CSI 描述了信号的传播过程并且揭示了信号在传播过程中受散射、衰减等效应的影响,因此可以通过 CSI 对通信链路信道特性进行分析,最终来估计信道。

相比于 RSSI,CSI 可以为一个样本提供更加精细的信道信息,表 1 列出了收集到的数据所包含的信道状态信息。其中 csi 是本文要研究的特性。

表 1 信道状态信息

数据信息	属性
Bfee_count	波束成形的数量,由驱动记录发送给用户空间
Nrx	接收天线的数量(Intel 5300 网卡通常为 3)
Ntx	发送天线的数量
rssi_a, rssi_b, rssi_c	每个接收天线的接收信号强度 (a, b, c 分别代表 3 个接收天线)
rate	每个数据包的传输速率
noise	噪声
csi	CSI 数据本身,是一个 $Nrx * Ntx * 30$ 的三维数组

在 OFDM 系统中,经过多径信道之后的接收信号可以用式(1)表示:

$$\mathbf{Y}=\mathbf{H}\mathbf{X}+\mathbf{N} \quad (1)$$

其中, \mathbf{Y} 和 \mathbf{X} 分别表示接收信号向量和发射信号向量, \mathbf{H} 和 \mathbf{N} 分别表示信道矩阵和加性高斯白噪声。

这样,所有子载波的 CSI 可以被估计为:

$$\hat{\mathbf{H}}=\frac{\mathbf{Y}}{\mathbf{X}} \quad (2)$$

其中, $\hat{\mathbf{H}}$ 为频域下的信道频率响应 CFR(Channel Frequency Response)。利用兼容 IEEE 802.11 a/g/n 的无线网卡 Intel 5300 即可从每个接收数据包中获取一个样本的一组 CSI, 即为:

$$\mathbf{H}=[H_1, H_2, \dots, H_k, \dots, H_N] \quad (3)$$

其中, H_k 描述了第 k 个子载波的 CSI。通过修改固件的方式^[17], 普通 WIFI 设备可以获得 30 个正交频分复用子载波上的 CFR 采样, 因此 $N=30$ 。

每组 CSI 代表一个正交频分复用(OFDM)子载波的振幅和相位:

$$H_k = \|H_k\| e^{j\angle H_k} \quad (4)$$

其中, $\|H_k\|$ 和 $\angle H_k$ 分别表示 k 个子载波的振幅和相位。因此在接下来的实验中利用收集到的数据的每个子载波的振幅和相位属性分析子载波在一段时间内的变化规律。

4 实验方案

指纹定位流程通常分为两部分: 离线训练阶段和在线定位阶段。离线阶段是指纹数据库的建立过程, 文献[9-10]中的 FIFS 和 CSI-MIMO 系统分别选择子载波振幅的平方和与相邻子载波的振幅、相位差异作为一个样本点的唯一标识; 在线阶段是指纹匹配阶段, 目前最常使用的指纹匹配算法有 K 近邻算法、最大概率估计算法和人工神经网络算法。

4.1 PEM 扰动因子

在训练阶段, 我们首先将每个子载波的平均振幅向量作为一个指纹标识。其次寻找一个指标可以表示 CSI 在室内不同环境下的变化程度, 这个指标的大小从某种程度上可以镜像表示当前 CSI 的变化, 可以反映室内因人数量多而造成的多径效应的影响。这个指标就是我们需要的相对于理想环境下的扰动因子。

文献[15]提出了一个概念——PEM(Percentage of non-zero Elements), 它被用来描述与室内人群数量的单调关系, 随着室内人数的增加, PEM 也呈一定的增长趋势, 因此 PEM 在一定程度上可以反映出室内的多径情况, 也就能反映出 CSI 的变化程度。PEM 的生成算法如下。

算法 2 PEM 生成算法

```
function PEM=get PEM(Cd, S, P, Cl, Cu, Ml, D)
for i=1:S
M=zeros(Ml, P);
for j=1:P
k=floor((Cd(i, j)-Cl)/(Cu-Cl)*(Ml-1))+1;
for u=-D:D
for v=-D:D
if((j+u)>=1&&(j+u)<=P&&(k+v)>=1&&(k+v)<=Ml)
M(k+v, j+u)=1;
end
```

```
end
end
end
Ones=0;
for l=1:Ml
for m=1:P
Ones=Ones+M(l, m);
end
end
PEM(i, :)=Ones/(P*Ml);
end
```

4.1.1 算法分析

PEM 生成算法主要分为 3 步: 将 CSI 振幅转换为二维矩阵; 扩展矩阵; 计算非零元素的百分比。

算法中, C_d 表示处理过后的 CSI 二维矩阵 ($30 \times P$), 其中每个元素都是振幅; S 是子载波的数量, 这里为 30; P 是接收的数据包的数量, 实验在每个样本基准点收集了 5min 的数据, 选取了中间状态稳定的 600 个数据作为样本; C_u 和 C_l 是 CSI 测量的 C_d 的最大值和最小值; M_l 表示新建矩阵的行; D 是扩展系数。

首先, 在 $M_l \times P$ 的矩阵 M_0 中将每个元素初始化为 0。

CSI 的值 $C_d[i][j]$ 通过公式 $k = \left\lfloor \frac{C_d[i][j]-C_l}{C_u-C_l} * (M_l-1) \right\rfloor + 1$ 被转换为 k , 然后将 M_0 中第 k 行第 j 列元素设置为 1。这样每列将有一个 1, 其余都设置为 0。很显然, 当 CSI 的数据发生巨大变化时, 相邻列非零元素所在的行数距离比较远。

然后进行矩阵的扩展。选择合适的扩展系数将 1 周围 D 距离内的所有行列设置为 1, 在扩展之后, CSI 的矩阵 M_0 被转换成扩展的矩阵 M , 可以发现 1 的重叠部分越少代表 CSI 的子载波变化越明显。

最后, 计算每个子载波的扩展矩阵中非零元素百分比 $P[i]$ (第 i 个子载波的 PEM)。采样时重叠区域越多, 在扩展矩阵中非零元素百分比越低。因此 $P[i]$ 能够揭示 CSI 子载波的变化情况, 在某种意义上可以表示室内移动人群的数量, 也就代表了室内的多径情况。

这样可以获得每个样本点的 30 个子载波的 PEM 矩阵, 如式(5)所示:

$$\mathbf{P}=[PEM_1, PEM_2, \dots, PEM_{30}] \quad (5)$$

因为 CSI 中的每一个复数都可写成一个子载波的振幅和相位的形式, 当多个子载波从不同路径到达接收端时, 会因多径效应使每个子载波有自己唯一的振幅和相位, 所以可以计算出每个子载波在测量时间内的平均振幅, 并且将 30 个子载波的振幅均值矩阵作为一个位置的部分特征, 如式(6)所示:

$$\mathbf{H}=[\|H_1\|, \|H_2\|, \dots, \|H_{30}\|] \quad (6)$$

然后利用振幅均值矩阵和 PEM 矩阵为每一个样本基准点创建唯一的指纹特征 \mathbf{F} , 如式(7)所示:

$$\mathbf{F}=[\mathbf{H}, \mathbf{P}] \quad (7)$$

最后用同样的方式建立室内空间样本点的指纹数据库。

4.2 自适应定位修正模型

理论上找到指纹特征之后, 在定位阶段可以直接利用式(8)计算测试点与各个样本基准点的欧氏距离, 从而使用 KNN 算法找到距离最近的点进行定位。

$$E_{dist} = \sqrt{\sum (\mathbf{H}_{basic} - \mathbf{H}_{test})^2} \tag{8}$$

但是如果测试时收集数据的环境与指纹数据库建立时的环境差别较大,继续用同样的方式进行特征的匹配,定位结果是不准确的。比如在理想无人员干扰的室内寻找合适数量的基准点建立指纹特征数据库,而在有一定数量人员干扰的情况下收集待定位点的数据,这种在不同的室内环境下收集的数据是不能直接进行匹配的。

于是我们在使用振幅匹配时加入 PEM 作为扰动因子,引入环境因素对定位的影响。通过分析待定位点的 PEM 特征,确定当前室内环境的多径情况,再与数据库中的基准点的 PEM 进行比较,比较后的结果用来对样本点的振幅特征进行调整,估算出在当前环境下各个样本点的特征值矩阵,最后再分别计算调整值与测试特征值的欧氏距离。

实验中分析数据时发现一个规律:同样一个样本点,随着环境因子 PEM 的增加,相应子载波的振幅也有一定幅度的增加;而 PEM 降低,对应子载波的振幅也同样降低。

基于这样的发现,我们提出了一个自适应定位修正模型,如式(9)所示,该模型利用 PEM 对基准点的振幅特征进行修正,估算出当前环境下基准点调整后的指纹特征:

$$\mathbf{H}_{after} = \mathbf{H}_{basic} + \sigma * (\mathbf{P}_{test} - \mathbf{P}_{basic}) * \overline{\mathbf{H}_{basic}} \tag{9}$$

其中, \mathbf{P}_{test} 和 \mathbf{P}_{basic} 分别表示测试点和样本基准点的 PEM 矩阵; $\mathbf{P}_{test} - \mathbf{P}_{basic}$ 的正负可决定对基准点的调整方向,其大小可反映不同的室内环境下 CSI 变化程度的差异; $\overline{\mathbf{H}_{basic}}$ 表示样本点的 30 个子载波的平均振幅; \mathbf{H}_{after} 代表调整后的新振幅矩阵。

其中,参数 σ 代表环境因素,不同的室内环境 σ 略有不同,对于非视距信号, σ 也包括了因信号穿透障碍物造成的功率衰减。比如信号在空旷的走廊或室内传播时, σ 可设置为 1,而在多径情况比较复杂的办公室、实验室等地方 σ 需根据室内情况设置为 2 或 3。本实验根据对定位误差的统计最终将 σ 设置为 2。

当室内环境人数增多时,CSI 的变化幅度将明显增强,相应地,PEM 的值将发生变化,以基准环境下的 PEM 为标准,测试环境下的 PEM 作为扰动因子,它们的差值反映了室内环境的变化,也因此造成了相应振幅的改变。该修正模型即通过 PEM 的变化来决定振幅的调整大小。

实验中使用式(9)对每一个样本基准点的特征值进行调整,调整后的矩阵相当于在当前环境下该样本点的特征估计值,然后利用式(8)重新计算调整后的振幅矩阵与当前测试点的特征值的欧氏距离,最后使用 KNN 算法重新定位测试点的位置。

5 实验结果

实验采用 TP-LINK 路由器 AP 作为发射端,一台装有 Intel WIFI Link5300 网卡的笔记本电脑作为接收端。实验在一个 8 * 10 的多径较丰富的实验室进行,室内摆放了多套桌椅。图 1 示出的是室内环境布局图,选择了其中 23 个位置作为训练样本点,并且在无人干扰的较理想情况下为每个样本点收集了 5min 数据,建立了相应的指纹特征数据库;然后取室内 10 个任意位置作为待测试点进行定位。

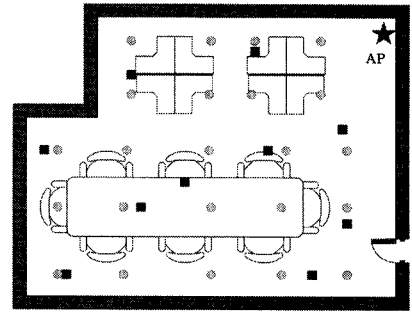


图 1 室内环境布局图

5.1 扩展系数的影响

因为 PEM 是基于扩展的 CSI 矩阵 \mathbf{M} 得到的,所以扩展系数的大小必然对定位结果有所影响,图 2 示出参数 D 在不同的情况下自适应修正模型的平均定位误差。

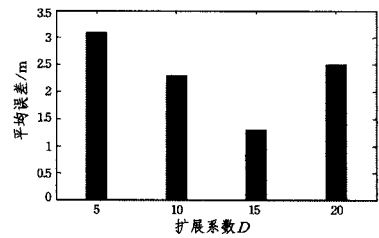


图 2 扩展系数的影响

从图 2 可以看出,当 $D=15$ 时,定位的误差达到最小。这是因为当 D 过大或过小时子载波的 PEM 值差异比较小,这样因环境人数增加所造成的 PEM 的变化也比较小,最终导致模型修正时振幅被调整的幅度不会太大,达不到很好的修正效果,也就没有精确的定位性能。因此在后续的实验测试中将参数 D 设置为 15。

5.2 kNN 算法参数的影响

本文的 K 近邻算法(kNN)以欧氏距离计算指纹特征的相似度,并取相似度最高的 k 个指纹的位置平均值作为待定位节点的估计位置。因此参数 k 的选择对定位的性能有非常重要的影响。图 3 统计了在模型修正前后 k 取值不同的情况下定位的平均误差。

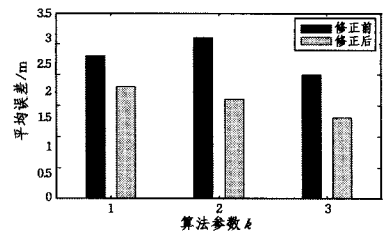


图 3 kNN 算法参数的影响

从图 3 可以看出,当 $k=3$ 时,系统的整体平均误差最低,可以达到 1.3m,而且经过自适应算法修正后的系统定位误差普遍比修正前直接定位的误差要小,这也反映出提出的修正模型确实起到了改善定位精度的效果。

5.3 AP 数量的影响

室内环境中,AP 作为信号发射端在定位实验中起着举足轻重的作用,AP 的数量对定位误差也有重要的影响。图 4 示出在 AP 个数不同的情况下该自适应定位系统的平均定位误差。

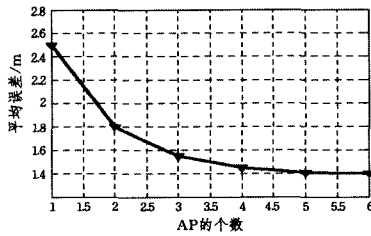


图4 AP数量的影响

从图4可以看出,随着AP数量的增加,系统的平均误差有下降的趋势,这是因为AP越多,获取的信道状态信息越丰富,定位结果就越准确。但是当AP增加到一定的程度,比如5或6时,系统误差将不再明显下降,呈现饱和状态。也就是说,实验中适当地增加AP的数量以降低定位的误差,但不能无限增加,毕竟也要考虑到实验成本的问题。

5.4 系统整体性能

本节通过对比修正模型算法与其他指纹定位系统的平均误差以及误差累计分布函数图来分析各系统的定位性能。

图5示出3个不同的定位系统的平均误差,其中FIFS是文献[9]中提出的指纹定位系统,训练阶段选择子载波振幅的平方和作为指纹特征,定位阶段采用贝叶斯概率法进行指纹相似度匹配;而CSI-MIMO^[10]系统则是对FIFS的改进,它使用所有子载波的振幅和相位差作为指纹特征,同样采用贝叶斯方法计算待定位节点位于各个基准点的概率。实验结果显示:在3个定位系统中本文提出的修正模型算法的平均距离误差可以达到最小,为1.3m,相比于FIFS和CSI-MIMO系统,其平均误差分别降低了41%和28%。可见自适应修正模型算法具有更高的准确度,可以提高系统的定位性能。

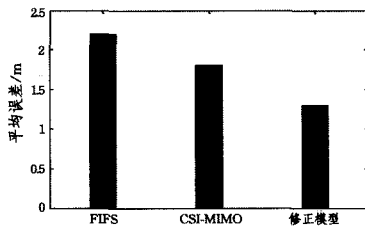


图5 不同系统下的平均误差

另外,根据定位结果统计了这3种方法的误差累计分布函数图,图6示出20个测试点的定位误差统计结果。

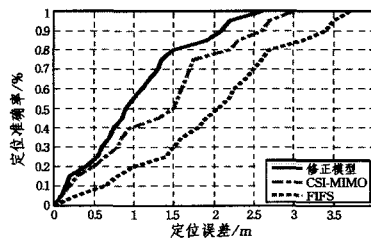


图6 误差累计分布函数

从图6可以看出,在提出的自适应修正模型中,超过90%的测试点的定位误差小于2.1m,而FIFS和CSI-MIMO则分别为3.4m和2.6m,本文模型的定位精度分别提高了38%和19%,可见经过模型的修正在一定程度上可以减少定位的误差;而且在修正模型中,50%的估计误差小于0.9m,而在CSI-MIMO系统中误差小于0.9m的准确率才达到35%,

FIFS系统则只达到20%,本文模型的准确率分别提高了15%和30%。这是因为CSI-MIMO使用了所有30个子载波的振幅和相位特征形成了复杂的指纹标识,而FIFS仅仅使用了所有子载波的整体功率作为特征指纹,但是它们又都没有考虑到测试环境相对于基准环境的变化因素,本文提出的修正模型综合了上述两种系统的优势,又加入了环境的变化因素,因此具有更好的定位准确率。

从以上结果可以总结出:自适应修正模型通过利用CSI的频率和空间差异属性为室内每一个位置创建了唯一的指纹,并且引入了表示环境的扰动因子,使系统具有更强的鲁棒性,获得了比FIFS和CSI-MIMO系统更好的定位性能。

结束语 本文在收集物理层信道状态信息的基础上分析了各种室内定位的缺陷,提出了一种新的基于CSI的自适应修正模型定位算法,该模型引入了可以表示环境因素的PEM指标,通过修正补偿了因室内人员干扰造成的特征值的衰减,弥补了以前定位算法的不足。实验结果也充分展示了本文提出的方法能够达到比较好的准确率,90%的误差都在2m以内,这在实际的室内定位系统中是可以接受的。而且相比于之前的指纹定位系统FIFS和CSI-MIMO,所提模型的准确率分别提高了30%和15%,这充分说明经过修正模型的调整定位可以实现较高的准确率。当然当前系统仍然有很多不足,下一步我们还需不断完善,比如实验中可以考虑多个AP参与的情况,另外也可以加入多天线的空间影响因素来实现更加精确且鲁棒的室内定位。

参考文献

- [1] YUAN Y, QIU C, Xi W, et al. Crowd density estimation using wireless sensor networks[C]//Proceedings of MSN 2011. 2011: 138-145.
- [2] XU C, FIRNER B, ZHANG Y, et al. Improving rf-based device-free passive localization in cluttered indoor environments through probabilistic classification methods[C]//Proceedings of IPSN 2012. 2012: 209-220.
- [3] BAHL P, PADMANABHAN V. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking systems[C]//Proceedings IN-FOCOM00'; Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. IEEE, 2000: 775-784.
- [4] YOUSSEF M, AGRAWALA A. The Horus WLAN location determination system[C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications and Services (Mobi Sys'05). USA: ACM, 2005: 205-218.
- [5] ZHANG D, NI L M. Dynamic clustering for tracking multiple transceiver-free objects[C]// IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. IEEE Computer Society, 2009: 1-8.
- [6] KAEMARUNGSIK, KRISHNAMURTHY P. Analysis of WLANs received signal strength indication for indoor location fingerprinting[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2012, 8(2): 292-316.
- [7] CHAPRE Y, MOHAPATRA P, JHA S, et al. Received signal strength indicator and its analysis in a typical WLAN system (short paper)[C]// IEEE 38th Conference on Local Computer Networks (LCN). 2013: 304-307.

- cation Protocol Based on PRF[J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(7): 1506-1514. (in Chinese)
- 金永明, 吴祺滢, 石志强, 等. 基于 PRF 的 RFID 轻量级认证协议研究[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(7): 1506-1514.
- [5] SHEN J W, LING J. An improved ultra lightweight RFID authentication protocol[J]. Computer Applications and Software, 2015, 32(2): 304-306. (in Chinese)
- 沈金伟, 凌捷. 一种改进的超轻量级 RFID 认证协议[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32(2): 304-306.
- [6] GODOR G, IMRE S. Hash-based mutual authentication protocol for low-cost RFID systems[C]//Proc of the 18th EUNICE Conf on Information and Communications Technologies. Berlin: Springer, 2012: 76-87.
- [7] SURESH T, M R. Mutual authentication protocol for RFID security using NFSR [C]// IEEE International Conference on Communication Software & Networks. Chengdu, 2015: 255-259.
- [8] PENG P, ZHAO Y M, HAN W L, et al. An ultra-lightweight RFID mutual authentication protocol [J]. Computer Engineering, 2011, 37(16): 140-142. (in Chinese)
- 彭朋, 赵一鸣, 韩伟力, 等. 一种超轻量级 RFID 双向认证协议[J]. 计算机工程, 2011, 37(16): 140-142.
- [9] DU Z Y, ZHANG G A, YUAN H L. Crossover Based Ultra-lightweight RFID Authentication Protocol [J]. Computer Science, 2013, 40(11): 35-37. (in Chinese)
- 杜宗印, 章国安, 袁红林. 基于交叉位运算的超轻量 RFID 认证协议[J]. 计算机科学, 2013, 40(11): 35-37.
- [10] LIU P, ZHANG C H, OU Q Y. Authentication security protocol of mobile RFID based on Hash function [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(5): 1350-1352. (in Chinese)
- 刘鹏, 张昌宏, 欧庆于. 基于 Hash 函数的移动射频识别互认证安全协议设计[J]. 计算机应用, 2013, 33(5): 1350-1352.
- [11] FU X, GUO Y. A lightweight RFID mutual authentication protocol with ownership transfer [J]. Communications in Computer and Information Science, 2012, 334: 68-74.
- [12] NIU B, ZHU X, CHI H, et al. Privacy and authentication protocol for mobile RFID systems [J]. Wireless Personal Communications, 2014, 77(3): 1-19.
- [13] TAO Y, ZHOU X, MA Y P, et al. Mutual authentication protocol of mobile RFID based on Hash function [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(3): 657-660. (in Chinese)
- 陶源, 周喜, 马玉鹏, 等. 基于 Hash 函数的移动双向认证协议[J]. 计算机应用, 2016, 36(3): 657-660.
- (上接第 83 页)
- [8] YANG Z, LIU Y H. Wi-Fi Radar: From RSSI to CSI [J]. Communications of the China Computer Federation, 2014, 10(11): 55-60. (in Chinese)
- 杨峥, 刘云浩. Wi-Fi 雷达: 从 RSSI 到 CSI [J]. 中国计算机学会通讯, 2014, 10(11): 55-60.
- [9] XIAO J, WU K S, YI Y W, et al. FIPS: Fine-grained indoor fingerprinting system [C]//21st International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN). 2012: 1-7.
- [10] CHAPRE Y, IGNJATOVIC A, SENEVIRATNE A, et al. CSI-MIMO: Indoor Wi-Fi Fingerprinting System [C]//39th Annual IEEE Conference on Local Computer Networks. LCN, 2014: 202-209.
- [11] WU K S, XIAO J, YI Y W, et al. CSI-based indoor localization [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012, 24(7): 1300-1309.
- [12] KAMRAN A, LIU A X, WANG W. Keystroke Recognition Using Wi-Fi Signals [C]//Proceedings of ACM Mobile Computing & Networking. ACM, 2015: 90-102.
- [13] HE W F, WU K S, ZOU Y P, et al. WiG: Wi-Fi-based Gesture Recognition System [C]//IEEE Conference on Computer Communication & Networks. 2015: 1-7.
- [14] PU Q, GUPTA S, GOLLAKOTA S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals [C]//Proceedings of ACM Mobile Computing & Networking. ACM, 2013: 485-486.
- [15] XI W, ZHAO J Z, ZHAO K, et al. Electronic Frog Eye: Counting Crowd Using Wi-Fi [C]//IEEE Infocom-IEEE Conference on Computer Communications. 2014: 361-369.
- [16] SEN S, CHOUDHURY R R, RADUNOVIC B, et al. Precise indoor localization using PHY layer information [C]//Proceedings of the 10th ACM Workshop on Hot Topics in Networks, ser. HotNets-X. New York, NY, USA: ACM, 2011: 1-6.
- [17] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Predictable 802.11 Packet Delivery from Wireless Channel Measurements [J]. Proc. of ACM SIGCOMM, 2010, 41(4): 159-170.
- [18] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Tool release: gathering 802.11n traces with channel state information [J]. SIGCOMM Comput, 2011, 41(1): 53-53.
- [19] LI D, ZHANG B X. Fingerprint-based Indoor Positioning Technology [J]. ZTE Technology Journal, 2015, 21(6): 31-34. (in Chinese)
- 李冬, 张宝贤. 基于指纹的室内定位技术 [J]. 中兴通讯技术, 2015, 21(6): 31-34.
- [20] DAI H Y, ZHANG G. Based on IEEE 802.11n CSI-Tool of Wi-Fi Interference Studies and Measurement [J]. Informatization Research, 2014, 40(1): 59-62. (in Chinese)
- 戴寒怡, 张弓. 基于 IEEE 802.11n CSI-Tool 的 Wi-Fi 干扰研究和测量 [J]. 信息化研究, 2014, 40(1): 59-62.
- [21] ZHU R, BAI G W, SHEN H, et al. CSI Indoor Positioning Method Based on Bayesian Filtering Method [J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(3): 567-571. (in Chinese)
- 朱荣, 白光伟, 沈航, 等. 基于贝叶斯过滤法的 CSI 室内定位方法 [J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(3): 567-571.
- [22] YANG Z, ZHOU Z M, LIU Y H. From RSSI to CSI: Indoor Location via Channel Response [J]. ACM Computing Surveys, 2013, 46(2): 1-32.
- [23] YANG J W, CHO G H. Utilizing CSI to Improve Distance Estimation Precision in the Indoor Environment [J]. International Journal of Software Engineering and Its Applications, 2015, 9(3): 49-56.
- [24] CHEN Y, LIU W, XIONG Y, et al. A fuzzy similarity elimination algorithm for indoor fingerprint positioning [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 2015: 1-10.
- [25] LI H, SUN L, ZHU H, et al. Achieving privacy preservation in WiFi fingerprint-based localization [J]. Proceedings-IEEE INFOCOM, 2014, 84(1): 2337-2345.