

复杂室内环境下基于 CSI 的定位方法

党小超^{1,2}, 司雄¹, 郝占军^{1,2}, 黄亚宁¹, 黑毅力¹

(1. 西北师范大学计算机科学与工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 甘肃省物联网工程研究中心, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 信道状态信息 (CSI, channel state information) 可以提供更详细具体的子载波信息, 在室内定位技术领域引起研究人员的关注和重视。针对传统室内定位方法在复杂室内环境下准确性及稳定性方面的不足, 提出了一种可以用于复杂室内环境的定位方法, 命名为 ComLoc。主要解决了复杂环境中无线信号多径效应和噪声干扰对定位精度的影响, 并讨论了 CSI 信号存在的误差, 分析 CSI 相位信息对室内环境的敏感性, 提出可信载波链路的思想, 通过相位差选取可靠、稳定的链路信号来减少对位置的误判, 同时对 CSI 的相位误差进行校准, 提取信号变化的特征。实验结果分析表明, ComLoc 在室内复杂环境下的定位结果具有高效性和有效性。

关键词: 复杂室内环境; 室内定位; 信道状态信息; 相位误差校准; 特征指纹

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2018.00077

Indoor localization method based on CSI in complex environment

DANG Xiaochao^{1,2}, SI Xiong¹, HAO Zhanjun^{1,2}, HUANG Yaning¹, HEI Yili¹

1. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China

2. Gansu Province Internet of Things Engineering Research Center, Lanzhou 730070, China

Abstract: Channel state information can provide more detailed sub-carrier information, which attracts the attention of researchers in indoor localization technology. In view of the shortcomings of the traditional indoor location method in the accuracy and stability of the complex indoor environment, an indoor localization method named ComLoc was proposed which could be applied to complex indoor environment, solved the influence of the multipath effect and noise interference on the positioning precision. The error of CSI signal was discussed, the sensitivity of CSI phase information to indoor environment was analyzed and the idea of trusted carrier link was proposed. By selecting reliable and stable link signal by phase difference, the misjudgment of position could be reduced. Based on many numerous experiments, the phase error of CSI was calibrated, and the characteristics of signal variation were extracted. The experimental results show that ComLoc is effective and efficient in the complex indoor environment.

Key words: complex indoor environment, indoor localization, channel state information, phase calibration, feature fingerprint

1 引言

基于位置的应用与服务关乎人们生活的一举一动, 根据目标环境的不同, 位置服务可以被分为室外定位和室内定位两种情况。在室外环境下, 传

统的卫星定位技术如中国北斗卫星导航系统 (BDS)、全球定位系统 (GPS)、蜂窝基站定位技术等提供了较高精度的定位服务, 这些技术能够满足室外环境中位置服务的需求^[1]。室内定位, 顾名思义就是在室内环境下对目标人员或物体进行定位,

收稿日期: 2018-08-09; 修回日期: 2018-10-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61762079, No.61662070); 甘肃省科技重点研发项目 (No.1604FKCA097, No.17YF1GA015)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61762079, No.61662070), Key Science and Technology Development Program of Gansu Province (No.1604FKCA097, No.17YF1GA015)

如现实生活中的入侵检测、安防监控、室内导航等。室内定位要求具有实时性、精确性和稳定性，然而，在室内环境下，信号的传输受多径干扰、阴影效应、功率衰减以及传输时延等限制，导致定位服务的效果不好。基于此，结合 Wi-Fi、蓝牙、RFID、声波以及 Ultra-Wideband (UWB) 等技术方法，在室内定位中进行广泛的研究和应用^[2-3]。

在众多室内定位方法中，随着 Wi-Fi 技术的成熟与设备的普及，基于 Wi-Fi 信号的室内定位系统被广泛应用于提供精准、高效的位置服务。研究人员通过 Wi-Fi 设备获取 RSSI 信号，分析信号变化产生的波动，建立信号的传播模型，映射成距离，作为室内定位的基础^[4-5]。虽然基于 RSSI 的定位方式已取得较大的进步，但是 RSSI 信号的粗粒度和不稳定性等缺点限制了定位效果^[6]。

随着 OFDM 系统和 MIMO 系统在 IEEE 802.11a/n 协议上的使用，CSI 信号可以通过商业 Wi-Fi 设备提取出来，相比 RSSI 只提供振幅信息，CSI 可以同时提供子载波相位和振幅信息，更好地描述信号从发射端到接收端的变化信息，很多基于 CSI 的室内定位^[7]、行为感知^[8]和目标跟踪^[9]的相关研究应运而生。2010 年，新加坡南洋理工大学、中国香港科技大学等展开了 CSI 方面的理论研究^[10]。清华大学刘云浩团队通过 CSI 信号进行室内定位、人员检测等方面的研究，取得了重大研究成果，并开发了 Wi-Fi Radar 综合实验平台，被多所高校及研究院所采用^[11]。北京大学张大庆等^[16-17]在 2016 年提出 WiDir 系统，在室内 Wi-Fi 环境下，对人员行走方向进行检测，并且使用菲涅尔 (Fresnel) 模型对人体建模，实现人员呼吸、心跳检测。西北大学陈晓江等人^[18]提出一个面向多重应用的高稳健被动式定位模型 MaLoc。以上团队从不同角度出发，引发了室内人体感知定位的研究潮流。基于此，本文利用 CSI 信号，提出一种可在复杂室内环境下实现高精度定位的方法。

2 相关工作

室内环境下信号的传输如图 1 所示，在室内环境中，由于障碍物遮挡，无线信号通过反射、衍射等形成多径效应，不同物体对传播途径产生不同干扰，人员位于不同地点产生的信号特征也不同，这种差异性可以作为“指纹特征”^[19]。指纹定位过程，是将一个未知位置的信号特征与指纹库中的已有信息进行对比，以匹配最佳的定位结果。

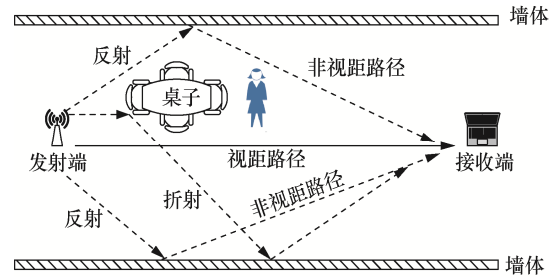


图 1 室内环境下信号的传输

传统的位置指纹特征通常采用 RSSI、信噪比等进行标识，而 CSI 的普适性强、功耗低、稳定性强以及能够更好地反映环境中多径效应的特点，在室内定位领域中的适用性更高^[20]。

文献[21]将 CSI 和 RSSI 数据结合作为指纹特征，对经过加权平均和均值处理的数据，采用贝叶斯过滤法进一步处理，从而降低接收信号的时变性，提高了定位精确度和稳定性，但是平均定位误差在 2.5 m 以下。文献[22]为了解决无线信号多径效应和噪声干扰对室内精确定位的影响，提出了基于稀疏表示的 CSI 室内定位方法。该方法利用 CSI 提供的频率分集和多天线提供的空间分集，有效地减轻了多径效应的影响，在此基础上，通过稀疏表示方法进行了一定程度的指纹噪声消除，提高了算法的稳健性和抗噪能力。文献[23]提出的 FIFS 方案，使用原始数据在时域与频域下的多样性，利用多个天线上的加权平均 CSI 值和路径损耗传播模型来提高室内定位的准确性。可以得出，基于 CSI 的室内定位算法需要解决数据预处理、特征值提取两个关键问题，上述文献从不同角度分析利用 CSI 信号，在精度上仍然有很大的改进和提升空间。

文献[24]中，Wang 等人提出了 DeepFi 系统，利用深度学习训练 CSI 值作为指纹特征，并使用贪婪学习算法训练所有权重以降低复杂度。文献[25]设计了 CSI-MIMO 室内定位系统，利用多天线的空间差异属性，通过多输入多输出信道以及 CSI 的空间属性进行定位。文献[26]采用 RSSI 信号，结合改进的对数距离路径损耗模型算法和最近邻算法提高了复杂室内环境中的定位性能。然而这些研究工作所提出的算法仅针对特定的、布设好的简单环境，关键约束点在于依赖 CSI 振幅值的处理，很少部分采用相位信息，没有更好地分析振幅与相位信息在复杂室内环境下的信号特征，其结果仅可以在特定的实验环境下取得较高的定位精度，无法实现在复杂室内环境下的理想定位结果。

复杂室内环境如会议室、大型教室、仓库以及商场等,存在大量信号干扰因素。为了消除环境中存在的信号干扰、充分利用更丰富的信号特征以提升复杂室内环境下定位的精确度和整体效果,本文提出一种基于 CSI 的复杂室内环境下的定位方法,命名为 ComLoc。本方法首先分析了复杂室内环境下 CSI 信号传输的链路特征,提出可信载波信号的思想,通过相位差选取受 NLOS 视距传输干扰较小的载波信号;其次从理论上分析了 CSI 相位误差的来源,并根据误差特点提出校准方案;最后将处理后的相位信息作为指纹特征进行定位。和以上列举的文献相比,本文的优势如下。

1) 针对环境中的不稳定因素,对可信载波信号进行筛选,以减少信号传输层面的干扰因素。

2) 分析了 CSI 数据中的相位噪声,并对其进行了校准。

3) 采用校准后的相位特征,可以解决复杂室内环境下的定位要求。

4) 实验分析了多个因素对定位算法的影响,证明了本方法的正确性和有效性。

3 基本理论

3.1 CSI 介绍

CSI 信号涵盖了信号传输过程中更细粒度、表征信道中各个子载波的振幅和相位等信号特性,更好地描述了信号从发射端到接收端的通信链路属性,可以反映室内环境存在的反射、衍射等干扰因素,揭示了散射、环境衰减、功率衰减等信道信息。如今,CSI 信号可以在频域以信道频率响应(CFR)的形式提取出来,其中,每个 CSI 数据分组都包含时间戳、RSSI、天线数量、噪声以及 CSI 等信息。

OFDM 将通信信道分为若干个不同频率的正交子信道,经过多径信道传输后的接收信号可表示为

$$Y=HX+N \quad (1)$$

其中, Y 与 X 分别表示接收端与发射端的信号向量, H 与 N 分别是信道信息矩阵与加性高斯白噪声,各个子载波的 CSI 可以表示为

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

其中, \hat{H} 表示每个子信道的信道频率响应(CFR,

channel frequency response)。

根据接收端底层硬件设备驱动的不同,CSI 被分为不同的子载波组,因此 CSI 矩阵 H 可以表示为

$$H=[H_1,H_2,\dots,H_N] \quad (3)$$

其中, N 为根据驱动被分成的子载波组数,在 20 MHz 带宽信道下, $N=56$;在 40 MHz 带宽信道下, $N=114$, H_i 为每一个子载波上的 CSI,表示为

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

其中, $|H_i|$ 和 $\angle H_i$ 分别为第 i 个子载波的振幅和相位。

通过实验平台读取 CSI 是一个 $m \times n \times k$ 的复数矩阵,其中, m 和 n 分别表示发射端和接收端的天线个数, k 表示子载波组数。

3.2 CSI 相位误差分析

由于现有 Wi-Fi 设备的硬件内部不完善,内部信号处理电路的频率响应与实际信道在通带的频率响应混杂,并且随着传输功率和环境噪声的变化,LOS 和 NLOS 路径的空间随机性不同,使得从 CSI 数据中提取出准确、顽健的信号特征成为一项具有挑战性的工作^[27]。LOS 链路信号具有较高的传输功率,而 NLOS 链路信号通常涉及丰富的反射、绕射和折射,导致传输功率大幅度衰减,因此,通过 NLOS 链路传输的信号往往表现得更随机。复杂环境下的 CSI 振幅如图 2 所示,振幅信号在复杂室内环境中受各种不同因素干扰,导致幅度信息波动性很强且不稳定,很难提取特征的相关性。

文献[28]和文献[29]分析了造成 CSI 相位不稳定的相关因素,提出采用线性变换去除干扰、提取相位特征以实现定位;文献[30]提出 S-Phase 系统,该系统利用单 AP 部署,对 CSI 相位误差和角度误差进行处理后,采用相位信息进行测距,从而有效地提高了 LOS 场景以及 NLOS 场景的定位精度。由此可见,目前已有较多的研究者将 CSI 相位特征应用在定位方案中。相位特性在传播距离上呈周期性地变化,处理后的相位信息可以消除相位中的随机性和误差,更适合于复杂环境下的室内定位。但是由于相位信息在无线信道传播中受运动和多径的影响,很难直接建立指纹库。为了提高相位的稳定性,本文从信号传输角度分析了 CSI 相位误差的来源,并分析相位误差的特点,为相位校准和特征提取阶段提供理论基础。

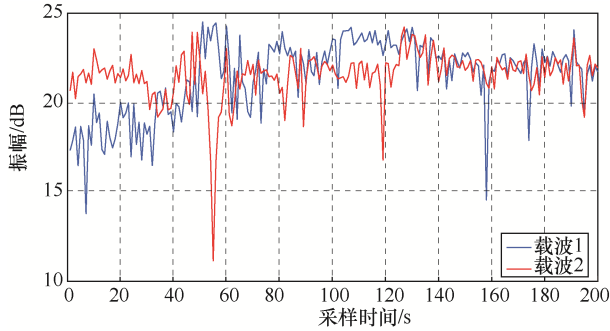


图 2 复杂环境下的 CSI 振幅

OFDM 系统中信号传输如图 3 所示，信号在 OFDM 传输过程中，通常将设备内部信号处理电路的所有频率响应视为内部误差，除了测量噪声外，导致相位噪声的主要原因包括由多径效应、信道衰落等因素导致的采样频率偏移（SFO, sampling frequency offset）和载波频率偏移（CFO, carrier frequency offset）^[31]，这些影响因素在不同设备之间是时变的，并且 CFO 在子载波和天线之间具有相同的随机相位偏移，下面详细分析了这两个主要影响因素。

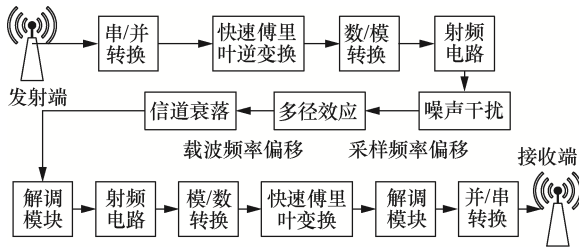


图 3 OFDM 系统中信号传输

SFO: SFO 的主要原因在于时钟不同步，使得发射端和接收端的采样频率出现偏移，这将导致接收信号相对于发射信号产生时间偏移^[32]。在经过 SFO 校正器校正后，剩余的 SFO 引起旋转误差，对 CSI 信号增加相位偏移 $H'(f,t) = e^{-j2\pi k\varphi} H(f,t)$ ，其中， k 是 OFDM 子载波的索引， φ 是相位偏移。SFO 相位偏移的主要特点在于不同 OFDM 子载波上的 SFO 具有线性关系。

CFO: 由于发射端和接收端的载波频率差别很小，传输链路间的中心频率不能完全同步。接收的 CSI 信号 $H'(f,t)$ 含有额外相位偏移 $H''(f,t) = e^{-j2\pi\delta f t} H'(f,t)$ ，CFO 由接收端的 CFO 校正器补偿，但由于硬件不完善，则补偿不完全，信号仍然携带剩余的载波偏移，其中， δf 是发送端和接收端之间的 CFO。由于 IEEE 802.11n 标准允许

发射器和接收器之间的 CFO 高达 100 kHz，因此 CFO 在 CSI 测量中引入了较大的相位不确定性。

4 基于 CSI 复杂室内环境下的定位方法

本文针对复杂室内环境条件，在理论上提出了一种基于 CSI 的指纹定位方法，命名为 ComLoc 定位方法，定位流程如图 4 所示。离线阶段：采集各个预定位置的 CSI 相位数据，通过对信号链路的分析，首先进行可信载波筛选，然后对载波信号进行误差校准，将校准后的相位特征存入指纹库。在线阶段：实时采集待测位置的 CSI 相位数据，进行数据处理后，得到相应点的信号特征，采用之前的研究工作，文献[33]中的朴素贝叶斯算法与指纹库在线匹配，输出最佳结果，完成测试点的位置估计。

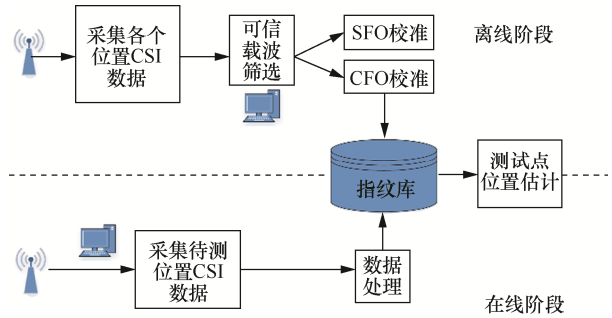


图 4 定位流程

4.1 可信载波信号筛选

通过对信号链路的分析，得出 4 个结论：1) 在视距和非视距情况下，子载波频带上的 CSI 信号各不相同。2) CSI 信号的相位差不受 SFO、CFO 的影响。3) 遭受严重衰减的子载波，对相位差产生较大影响。4) 在相同接收功率下，通过 LOS 路径的信号比 NLOS 路径的相位差方差更小。基于上述结论，采用相位差提取较为稳定的子载波作为可信载波信号。

如 3.1 节所讨论的内容，CSI 信号可以提供每个子载波的振幅相位信息，第 i 个子载波的测量相位 $\hat{\phi}_i$ 可以表示为

$$\hat{\phi}_i = \phi_i - 2\pi \frac{k_i}{N} \delta + \beta + Z \quad (5)$$

其中， ϕ_i 表示真实相位， δ 表示导致相位误差的接收端时间偏移， β 是未知的相位偏移， Z 是测量噪声。 k_i 代表第 i 个子载波索引，在 Atheros 平台中， $k \in (1,56)$ ， N 为速傅立叶变换采样数，在 IEEE

802.11a/g/n 协议中, N 的取值为 64。由于上述存在 δ 、 β 、 Z 因素的影响, 普通 Wi-Fi 设备很难获取真实的相位变化。

根据式(5), 计算天线之间的相位差

$$\Delta\hat{\phi}_i = \Delta\phi_i - 2\pi\frac{k_i}{N}\Delta\delta + \Delta\beta + \Delta Z \quad (6)$$

其中, $\Delta\phi_i = \Delta\phi_{i,1} - \Delta\phi_{i,2}$ 表示真实相位差, $\Delta\delta = \delta_1 - \delta_2$ 是相应的时间偏移差异, $\Delta\beta = \beta_1 - \beta_2$ 是未知的恒定相位差, $\Delta Z = Z_1 - Z_2$ 是测量噪声差。

假设 λ 表示波长, d 表示天线间距, θ 表示到达方向, c 表示光速, T_s 表示接收机的采样间隔, 那么 $\Delta\delta$ 可以表示为

$$\Delta\delta = \frac{d \sin \theta}{c T_s} \leq \frac{1}{2 f T_s} \quad (7)$$

当选择运行在 2.4 GHz 频率上的 Wi-Fi 设置时, $T_s = 50$ ns, $\Delta\delta$ 约等于零, 忽略测量噪声 ΔZ 的影响, 可以得到 $\Delta\hat{\phi}_i = \Delta\phi_i + \Delta\beta$ 。

在复杂室内环境中, 不同天线端可以接收的信号是独立的, 因此 $\phi_{i,1}$ 和 $\phi_{i,2}$ 是相互独立的, 即 $\text{cov}(\phi_{i,1}, \phi_{i,2}) = 0$, 而相位差方差确定了天线子载波之间相位差的波动, 可以计算不同子载波间相位差方差 $\sigma_{\Delta\hat{\phi}_i}^2 = \sigma_{\phi_{i,1}}^2 + \sigma_{\phi_{i,2}}^2$, 从而选取较稳定的子载波进行下一步相位校准。

图 5 为不同载波链路的相位差, 从图 5 可以看出, 载波链路 1 和载波链路 4 的相位差较稳定, 而载波链路 2 和载波链路 3 受环境干扰明显, 波动幅度较大, 可得出载波链路 1 和载波链路 4 的相位差方差较载波链路 2 和载波链路 3 的小, 可选取载波链路 1 和载波链路 4 作为可信载波信号。

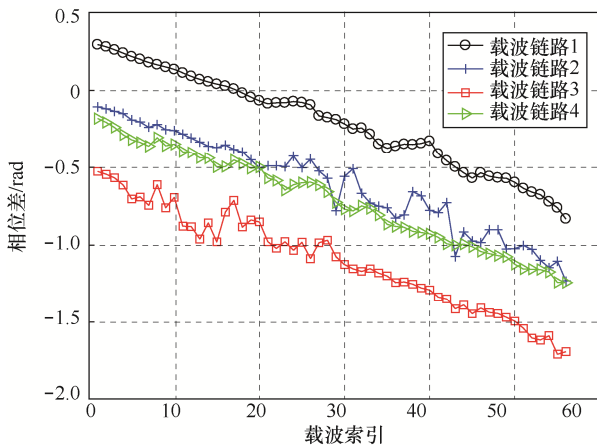


图 5 不同载波链路的相位差

4.2 相位误差校准

对可信载波信号进行筛选、提取后, 下一步工作是针对相位误差进行校准, 根据第 3 节的相关理论知识, 进行 SFO 和 CFO 的校准, 过程如下所述。

本文 3.2 节指出, SFO 是由于子载波间的线性相位偏移引入的, 更具体地说, 在子载波 k 上存在一个 $-2\pi f_\delta(k-1)\tau_s$ 的相位偏移, τ_s 是由 SFO 引起的时延并随数据分组的变化而变化。使用文献[34] SpotFi 中的线性拟合对 SFO 进行校准, 需要指出的是, 链路之间的相位差不受 SFO 影响, 经校准之后, 不同子载波之间的线性偏移将去除, SFO 的具体校准步骤如下。

针对由目标传输的两个连续数据分组, 令 $\psi_i(m, n)$ 表示第 m 根天线第 n 个子载波上的第 i 分组的信道。

步骤 1 由式(8)获得解卷绕的 CSI 相位的最佳线性拟合

$$\widehat{\tau}_{s,i} = \arg \min_{\rho} \sum_{m,n=1}^{M,N} (\psi_i(m, n) + 2\pi f_\delta(n-1)\rho + \beta)^2 \quad (8)$$

步骤 2 从解卷绕的 CSI 相位中减去由于 STO 增加的相位 $\widehat{\tau}_{s,i}$, 以获得经修改的 CSI 相位 $\widehat{\psi}_i(m, n)$

$$\widehat{\psi}_i(m, n) = \psi_i(m, n) - 2\pi f_\delta(n-1)\widehat{\tau}_{s,i} \quad (9)$$

第二个数据分组的相位响应 ψ_2 可以表示为 $\psi_2(m, n) = \psi_1(m, n) - 2\pi f_\delta(n-1)(\tau_{s,2} - \tau_{s,1})$, 利用上述关系, 可以证明第二个数据分组的 CSI 修正相位可由 $\widehat{\psi}_2(m, n) = \psi_1(m, n) + 2\pi f_\delta(n-1)\widehat{\tau}_{s,1}$ 得到, 这与第一个数据分组的 CSI 修正相位相同, 由此去除了 CSI 相位误差中的 SFO, 下一步对 CFO 进行校准。

文献[35]指出, 在载波索引 $k=0$ 的子载波上, SFO 相位偏移为零。因此, 每个天线对的第零号子载波的相位仅包含 CFO 的相位和环境噪声的影响, 但是, 去除随机选择的天线对的相位会影响环境干扰引起的相位变化。为了保持环境因素的影响, 观察由不同子载波对于环境干扰引起的振幅相位变化是不同的。如图 1 所示, 虽然环境因素 LOS 信号、一次折射信号以及多次折射信号的子载波的影响相似, 但由于载波间视距路径信号分量不同, 所以在实际 CSI 测量中, 视距路径子载波信号的相位变化要远远小于非视距路径载波信号的相位变化。在这种情况下, 子载波中由环境因素引起的相位变化小于 0.1 rad, 相较其他子载波中的相位变化, 可以

将环境干扰视为一个可忽略的偏移。因此, 通过选择一个天线对的零号子载波中具有最大振幅分量的 CSI 相位作为 CFO 参考, 进行 CFO 偏移处理。

基于上述观察, 对 CFO 进行校正的步骤如下。首先, 通过对每个天线对的 CSI 振幅取长期平均来估计幅度值大小。然后, 选择具有最大 CSI 振幅的天线对作为参考。由于在零号子载波上没有测量 CSI, 所以对子载波-1 和 1 的相位进行插值处理以得到所选天线对的子载波 0 的 CSI 相位, 并将其作为 CFO 参考。最后, 在其他天线对的所有子载波的相位中减去计算的 CFO。

上述讨论了 CSI 相位误差的校准方法, 在实验设置中, 分别采集两个不同测试点的 CSI 信息, 经过可信载波信号筛选后, 对 CSI 相位误差进行校准, 不同测试点的原始相位及校准后的相位如图 6 所示。图 6(a)、图 6(b)、图 6(c)和图 6(d)分别表示测试点 A、B 的原始相位和校准后的相位, 通过 SFO 以及 CFO 校准后的相位特征明显体现了稳定性和易区分性, 可以将其作为指纹特征进行定位。

5 实验与分析

5.1 实验环境

对于本文所提出的方法, 在实际环境中采集实验数据进行验证。实验设备如图 7 所示, 在采集数

据时使用 Atheros 9380 型号的无线网卡提取 CSI 信号, 在实验环境部署安装了定制内核及无线网卡驱动的 Ubuntu 10.04 LTS 操作系统的笔记本电脑作为接收端。



图 7 实验设备

实验场地选取会议室和阶梯大教室两种环境, 来模拟复杂室内环境情况。

1) 弱 NLOS 环境: 会议室面积为 $9\text{ m} \times 6\text{ m}$, 其平面图和实际图分别如图 8(a)和图 8(b)所示。会议室中存在高度为 0.8 m 的会议桌、若干高度为 1.0 m 的靠背椅、大型书柜等障碍物。发射天线和接收天线高度设置为 1.2 m , 呈对角线布设, 信号传输以弱 NLOS 路径为主。

2) 强 NLOS 环境: 阶梯大教室面积为 $12\text{ m} \times 15\text{ m}$, 其平面图和实际图分别如图 8(c)和图 8(d)所示。发射天线高度为 0.9 m 、接收天线高度为 0.8 m 。环境中存在大量桌椅等干扰因素, 信号传输以强 NLOS 路径为主。

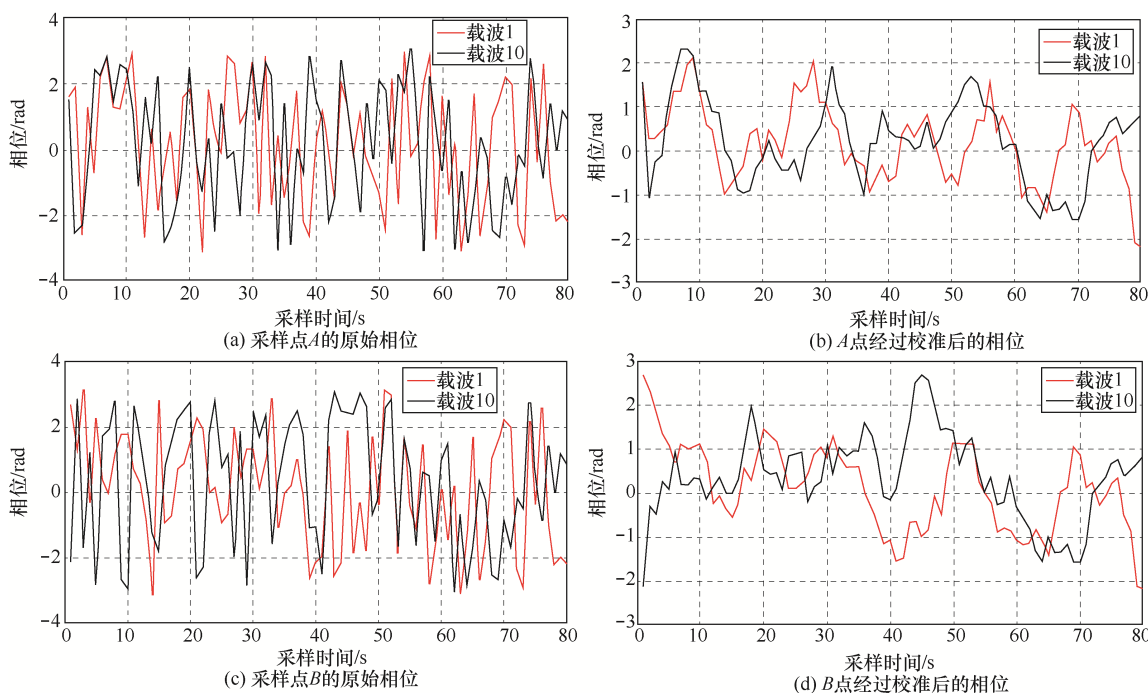


图 6 不同测试点的原始相位及校准后的相位

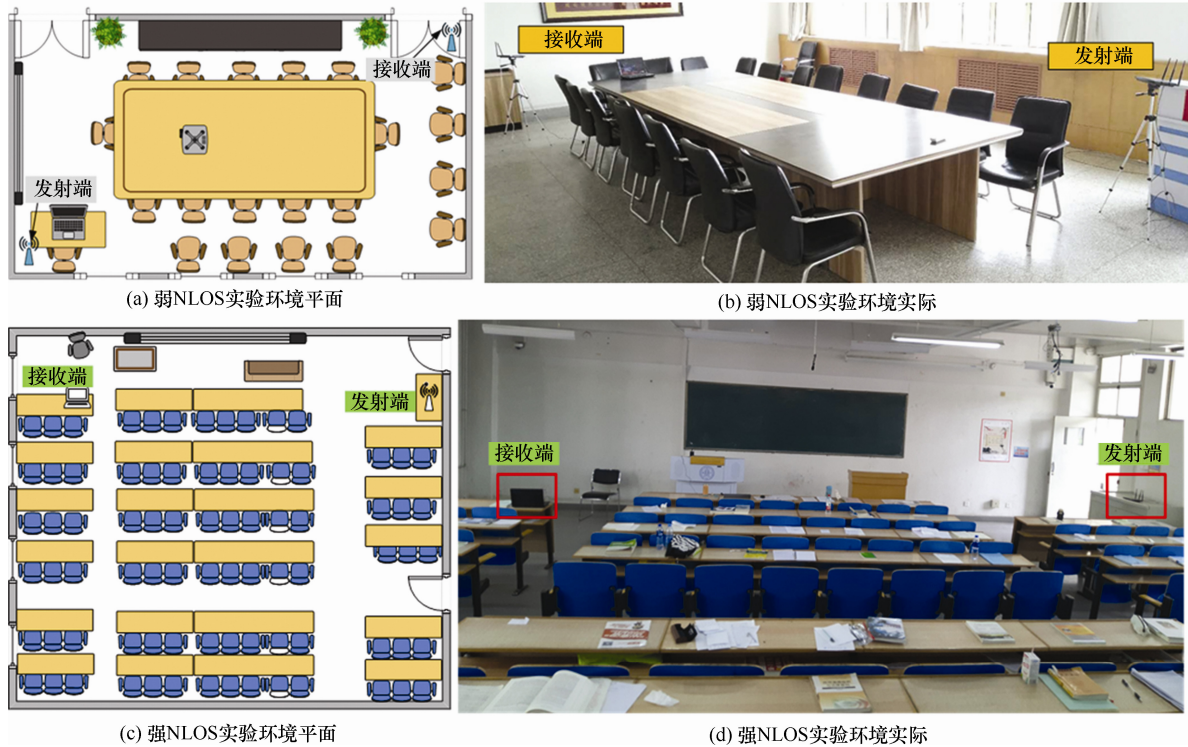


图8 实验环境

在这两种不同环境下，分析所提方法在定位精度方面的表现，具体实验内容如下。

5.2 实验分析

通过研究实验参数，分析选取的指纹特征、可信载波信号以及不同的定位算法对定位精度产生的影响，以此来验证本文方法在复杂室内环境下的定位效果，本文的定位效果可以通过定位准确率和平均误差距离两个指标来衡量。

1) 定位准确率：正确的位置预测分类数与测试总次数的比值。

2) 平均误差距离：假设测试 N 次，第 i 次的估计位置坐标 $\hat{L}(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ ，实际的位置坐标 $L(x_i, y_i)$ ，平均误差距离 D_{error} 由式(10)得出

$$D_{error} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

5.2.1 指纹特征值对定位精度的影响

在实验中，安排身高 1.83 m 的测试人员静止站立在图 8 的实验环境中，采集不同测试点的测试数据。由于 CSI 数据分组中本身具有 RSSI 信号特征，因此分别分析采用处理后的相位、根据文献[33]中处理后的振幅以及 RSSI 作为指纹特征的定位情况。采用不同的特征数据构建指纹库，所达到的定位误

差累积分布函数如图 9 所示。从图 9 可以看出，在不同环境下使用 CSI 作为指纹特征进行室内定位，相较于使用 RSSI 作为特征值进行定位的总体性能更好。在弱 NLOS 环境下采用本文所提的处理后的 CSI 相位特征，可以实现 0.5~1.5 m 的定位精度，采用处理后的振幅作为特征值，其定位精度在 1~2 m。反观在强 NLOS 环境下的实验结果，处理后的振幅和 RSSI 都受环境变化的影响，定位误差达到了 2~3 m，整体呈下降趋势；采用处理后的相位，将 70.4% 的测试点的定位误差缩小在 1 m 内，46.6% 的测试点的定位误差缩小在 0.5 m 内，可以将定位误差基本控制在 1.5 m 内，极大提升了面向复杂室内定位的精度，验证了本文对于相位信息处理在复杂环境下的可靠性和有效性。

5.2.2 可信载波信号的性能

在上述特征值分析的基础上，选取多径干扰严重的强 NLOS 环境进行实验，观察分析了可信载波信号对性能的影响。可信载波信号的性能分析结果如图 10 所示，在未处理的链路信号下，采用 CSI 相位特征、振幅特征、RSSI 达到的平均定位误差分别为 1.94 m、2.55 m 和 3.14 m；引入可信载波链路后，可以明显提升载波链路的可靠性、提高定位精度，使得各类特征的平均定位误差分别达到 1.24 m、

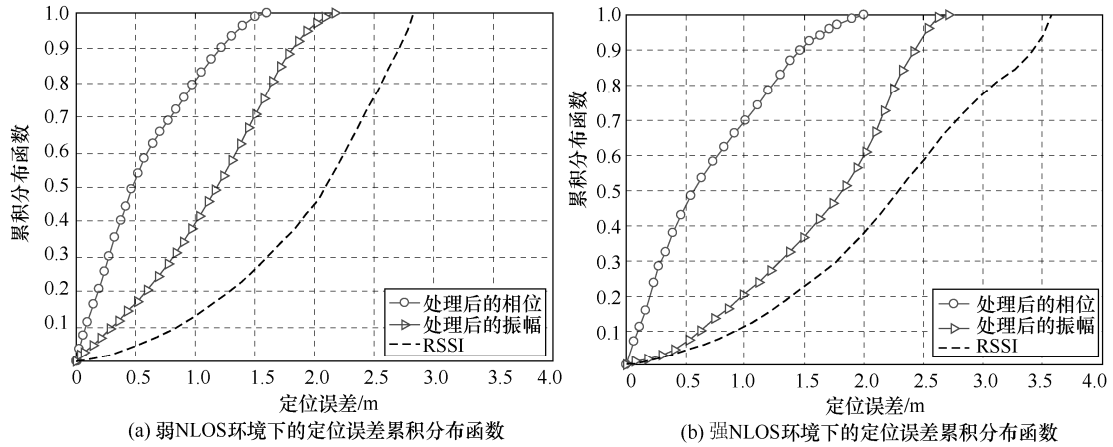


图 9 不同的特征数据对定位精度的影响

1.75 m 和 2.13 m，验证了本文提出的可信载波信号在复杂室内环境下可以有效筛选干扰较小的载波链路。

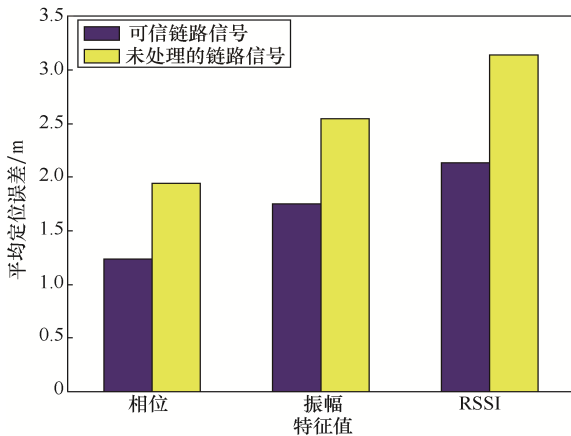


图 10 可信载波信号的性能分析结果

5.2.3 其他参数对定位精度的影响

基于 Wi-Fi 的室内定位算法中，使用指纹定位方式时，训练样本数目、测试样本数目、离线阶段在指纹空间使用的参考点数目是影响定位精度的重要参数。本文为了分析以上参数对定位算法带来的影响，依照图 8 实验环境平面设计，在 6 组不同的训练样本/测试样本数据中，依次选取 25、50、75、100 个参考点作为参数分析算法的执行效果。

数据样本及参考点数目对定位精度的影响如图 11 所示，在所选取的实验区域内，当参考点数目为 25 个时，由于参考点数目太少，定位结果较差；当参考点数目为 100 个时，由于参考点过于密集，导致匹配结果混淆，定位精度不高；当参考点数目为 50~75 个时，定位精度整体较优。从数据处理执行时间角度来分析，训练样本和测试样本数目

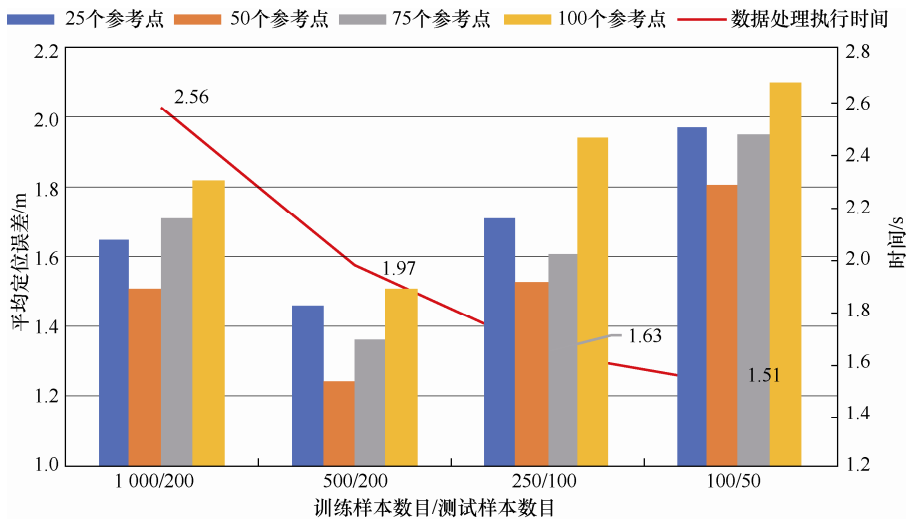


图 11 数据样本及参考点数目对定位精度的影响

越少，则数据处理时间越短，同时定位误差也随之上升。总体而言，参考点数目为 50 个、训练样本取 500 个数据分组、测试样本取 200 个数据分组时，达到最优定位结果，以此为据，分析不同定位算法在实验环境中的定位结果。

5.2.4 不同定位算法的性能分析

为了比较不同定位算法的影响，本文测试分析了所提出的 ComLoc 与 DeepFi、CSI-MIMO、SpotFi 系统在复杂环境下的定位性能。根据 5.2.3 节所证，在强 NLOS 环境中，以最优情况采集数据进行人员定位。

不同算法在强 NLOS 环境下的定位结果如图 12 所示，本文提出的 ComLoc 方法在复杂室内环境下的定位效果明显好于其他 3 种方案，其中，90.2% 的测试点定位误差小于 1.5 m，70.4% 的测试点定位误差缩小在 1 m 内，46.6% 的测试点定位误差缩小在 0.5 m 内，可实现 1.5 m 内的定位精度要求；相比其他 3 种定位方案，ComLoc 在 1 m 内的定位精确度为 69.2%，而 DeepFi、CSI-MIMO、FIFS 在 1 m 内的定位精确度分别为 46.3% 和 32.6% 和 17.7%。CSI-MIMO 系统和 FIFS 系统在复杂室内环境中的整体性能不是很好，主要原因在于 FIFS 只采用原始数据在时域与频域下的多样性作为指纹库，CSI-MIMO 采用多天线路模式采集 CSI 数据，使用振幅和相位的特征差，都没有对数据进一步分析处理。DeepFi 提出使用深度学习的方式训练校准 CSI 相位数据，并使用权重来表示指纹特征，但同样没有考虑对 CSI 相位误差进一步校准，而 ComLoc 使用可信载波信号提升室内环境下链路信号的可靠度，并且进行相位误差校准，在提高定位性能方面有效，其优势可以体现。

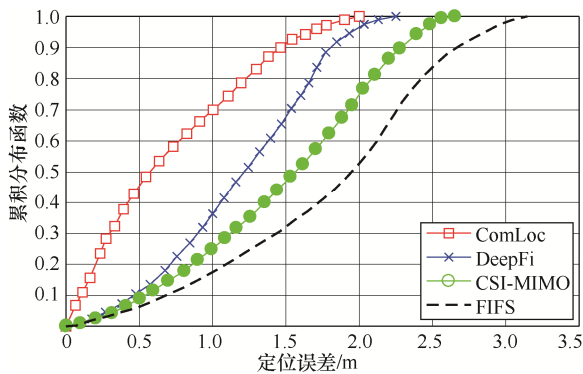


图 12 不同算法在强 NLOS 环境下的定位结果

6 结束语

考虑 CSI 信号在室内环境的多径效应和时变性，

为了解决复杂室内环境下的定位需求，本文针对复杂环境中信号传输的特点，提出可信载波信号筛选的概念，分析校准了 CSI 相位误差，并将其作为特征指纹进行定位。从实验结果分析，本文提出的 ComLoc 定位方案满足在复杂室内环境下的定位需求，验证了本文提出的对信号链路与相位的处理方法可以使室内定位精度和准确度得到有效提高。在后续研究中，将从现有的单人检测定位向多人并发定位方向开展工作。

参考文献:

- [1] YANG Z, WU C, ZHOU Z, et al. Mobility increases localizability: a survey on wireless indoor localization using inertial sensors[J]. ACM Computing Surveys (Csur), 2015, 47(3):54.
- [2] ZAFARI F, GKELIAS A, LEUNG K. A survey of indoor localization systems and technologies[J]. ArXiv Preprint ArXiv, 2017.
- [3] 庞茂, 王玫, 宋希瑜, 等. 基于声波测距与 PDR 融合的手机室内定位方法[J]. 物联网学报, 2018, 2(2):58-64.
- [4] PANG M, WANG M, SONG X Y, et al. Smartphone-based indoor localization by fusion of acoustic ranging and PDR[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(2):58-64.
- [5] BARSOCCHI P, LENZI S, CHESSA S, et al. A novel approach to indoor RSSI localization by automatic calibration of the wireless propagation model[C]//Vehicular Technology Conference, April 26-29, 2009, Barcelona, Spain. Piscataway: IEEE Press, 2009:1-5.
- [6] YOUSSEF M, AGRAWALA A. The horus WLAN location determination system[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications and Services, June 6-8, 2005, Seattle, Washington. New York: ACM, 2005:205-218.
- [7] WU K, XIAO J, YI Y, et al. CSI-based indoor localization[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(7): 1300-1309.
- [8] 杨铮, 吴陈沐, 刘云浩. 位置计算:无线网络定位与可定位性[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014.
- [9] YANG Z, WU C M, LIU Y H. Location-based computing: localization and localizability of wireless networks[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014.
- [10] QIAN K, WU C, YANG Z, et al. PADS: passive detection of moving targets with dynamic speed using PHY layer information[C]//2014 20th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS), December 16-19, 2014, Hsinchu, China. Piscataway: IEEE Press, 2014:1-8.
- [11] WANG Z, GUO B, YU Z, et al. Wi-Fi CSI based behavior recognition: from signals, actions to activities[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(5):109-115.
- [12] XIE Y, LI Z, LI M. Precise power delay profiling with commodity Wi-Fi[C]//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, September 7-11, 2015, Paris, France. New York: ACM, 2015:53-64.
- [13] ZOU Y, LIU W, WU K, et al. Wi-Fi radar: recognizing human behavior with commodity Wi-Fi[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(10):105-111.
- [14] WU K, XIAO J, YI Y, et al. Fila: fine-grained indoor localization[C]//2012 Proceedings IEEE INFOCOM, March 25-30, 2012, Orlando, USA. Piscataway: IEEE Press, 2012: 2210-2218.
- [15] QIAN K, WU C, YANG Z, et al. Enabling contactless detection of moving humans with dynamic speeds using CSI[J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems (TECS), 2018, 17(2):52.
- [16] ZHOU Z, YANG Z, WU C, et al. Wi-Fi based indoor line-of-sight

- identification[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(11):6125-6136.
- [15] QIAN K, WU C, YANG Z, et al. Widar: decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi[C]//Proceedings of the 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing, July 10-14, 2017, Chennai, India. New York: ACM, 2017:6.
- [16] WU D, ZHANG D, XU C, et al. Device-free Wi-Fi human sensing: from pattern-based to model-based approaches[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(10):91-97.
- [17] ZHANG F, ZHANG D, XIONG J, et al. From fresnel diffraction model to fine-grained human respiration sensing with commodity Wi-Fi devices[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(1):53.
- [18] 陈晓江, 陈丽丽, 李博航, 等. 面向多重应用的高鲁棒被动式定位模型研究[J]. 计算机学报, 2017:1-12.
HEN X J, CHEN L L, LI B H, et al. Research on high robust device-free localization model for multiple applications[J]. Chinese Journal of Computers, 2017: 1-12.
- [19] JIANG Y, PAN X, LI K, et al. ARIEL: automatic Wi-Fi based room fingerprinting for indoor localization[C]//ACM Conference on Ubiquitous Computing, September 5-8, 2012, Pittsburgh, Pennsylvania. New York: ACM, 2012:441-450.
- [20] YANG Z, ZHOU Z, LIU Y. From RSSI to CSI: indoor localization via channel response[J]. ACM Computing Surveys, 2014, 46(2):1-32.
- [21] 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(3):567-571.
ZHU R, BAI G W, SHEN H, et al. Bayesian filtering based CSI indoor localization method[J]. Computer Engineering and Design, 2015(3): 567-571.
- [22] MA L, WANG S T, MA D C, et al. Sparse representation based CSI indoor localization method[J]. Journal of Software, 2016(27):21-27.
- [23] XIAO J, WU K, YI Y, et al. FIFS: fine-grained indoor fingerprinting system[C]//International Conference on Computer Communications and Networks, July 30 - August 2, 2012, Munich, Germany. Piscataway: IEEE Press, 2012:1-7.
- [24] WANG X, GAO L, MAO S, et al. DeepFi: deep learning for indoor fingerprinting using channel state information[C]//Wireless Communications and Networking Conference, March 9-12, 2015, New Orleans, USA. Piscataway: IEEE Press, 2015:1666-1671.
- [25] CHAPRE Y, IGNJATOVIC A, SENEVIRATNE A, et al. CSI-MIMO: an efficient Wi-Fi fingerprinting using channel state information with MIMO[J]. Pervasive & Mobile Computing, 2015, 23:89-103.
- [26] 陆音, 缪辉辉. 复杂室内环境下的 Wi-Fi 定位技术研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(11):152-154.
LU Y, MIAO H H. Study on Wi-Fi location technology under complex indoor environment[J]. Computer Science, 2016, 43(11):152-154.
- [27] WU C, YANG Z, ZHOU Z, et al. PhaseU: real-time LOS identification with Wi-Fi[C]//Computer Communications, April 26-May 1, 2015, Kowloon, China. Piscataway: IEEE Press, 2015:2038-2046.
- [28] HUANG X, GUO S, WU Y, et al. A fine-grained indoor fingerprinting localization based on magnetic field strength and channel state information[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2017, 41:150-165.
- [29] ZHANG L, DING E, ZHAO Z, et al. A novel fingerprinting using channel state information with MIMO-OFDM[J]. Cluster Computing, 2017, 20(4):3299-3312.
- [30] HAN S, LI Y, MENG W, et al. Indoor localization with a single Wi-Fi access point based on OFDM-MIMO[J]. IEEE Systems Journal, 2018, PP(99):1-9.
- [31] YU N, WANG W, LIU A X, et al. QGesture: quantifying gesture distance and direction with Wi-Fi signals[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(1):51.
- [32] ZHU J, IM Y, MISHRA S, et al. Calibrating time-variant, device-specific phase noise for COTS Wi-Fi devices[C]//Proceedings of the 15th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems, November 6-8, 2017, Delft, Netherlands. New York: ACM, 2017:15.
- [33] 党小超, 司雄, 郝占军, 等. 一种基于 CSI 的无源室内指纹定位算法[J]. 计算机工程, 2018:1-7.
DANG X C, SI X, HAO Z J, et al. A CSI-based passive indoor fingerprint location algorithm[J]. Computer Engineering, 2018:1-7.
- [34] SEN S, RADUNOVI B, CHOUDHURY R R, et al. Spot localization using PHY layer information[J]. Inproceedings, 2012.
- [35] VASISHT D, KUMAR S, KATABI D. Decimeter-level localization with a single Wi-Fi access point[C]//NSDI, March 16-18, 2016, Santa Clara, CA. CA: USENIX Association, 2016, 16: 165-178.

[作者简介]



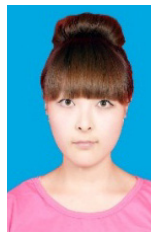
党小超 (1963-), 男, 西北师范大学教授, 主要研究方向为物联网、传感器网络、无线感知技术等。



司雄 (1993-), 男, 西北师范大学硕士生, 主要研究方向为无线定位技术。



郝占军 (1979-), 男, 博士, 西北师范大学副教授, 主要研究方向为位置服务和无线定位技术。



黄亚宁 (1994-), 女, 西北师范大学硕士生, 主要研究方向为物联网和智能感知。



黑毅力 (1991-), 男, 西北师范大学硕士生, 主要研究方向为无线定位技术。