

基于 Wi-Fi 信道状态信息的室内定位技术现状综述

陈锐志¹ 叶 锋¹

¹ 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

摘 要:室内定位技术一直是工业界和学术界的研究热点,Wi-Fi 信号作为重要的定位源,长期受到研究人员的关注。传统的利用接收信号强度的 Wi-Fi 定位方法受到诸多限制,容易受到环境等因素的影响,精度难以有效提升,也无法展开大规模的应用。信道状态信息(channel state information, CSI)是一种比接收信号强度更能描述 Wi-Fi 信号传播本质的观测量,利用 CSI 进行室内定位研究已得到越来越多的关注。介绍了 CSI 基本概念,综述了现有基于 CSI 的各类定位方法,包括指纹匹配、测角和测距等,分别描述其基本原理,指出其中的优缺点,并分析其现状和难点。并对基于 Wi-Fi 信道状态信息的定位技术未来的发展方向进行了展望。

关键词:Wi-Fi;信道状态信息;室内定位;指纹匹配

中图分类号:TN92 **文献标志码:**A

基于位置的服务(location based service, LBS)已逐渐深入人们的日常生活。但对于卫星定位无法有效工作的室内环境,目前还未形成一套标准的定位技术方案,导致 LBS 在室内无法进一步开展。

智能终端和 Wi-Fi 网络等技术的普及,极大地扩充了室内定位技术的发展方向。Wi-Fi 信号广泛存在于室内空间,包括家庭、商场和交通枢纽等各种场景,是一种较为理想的定位源。

根据无线射频信号在空间传播的衰减规律,可用 Wi-Fi 信号的接收强度值(received signal strength indicator, RSSI)来进行定位。Bahl 和 Padmanabhan^[1]于 2000 年实现了基于 Wi-Fi RSSI 指纹技术的定位系统 RADAR,在 1 000 m² 范围内利用 3 个 Wi-Fi 接入点(access point, AP)实现平均偏差为 5 m 的定位效果。但由于 RSSI 值在实际使用过程中存在诸多限制,例如测量值不稳定,容易受到多径和环境变化等因素的影响,基于 Wi-Fi RSSI 技术的定位精度始终难以得到较大突破。

随着 Wi-Fi 技术的发展,IEEE 802.11n 系列通信协议及其之后的无线局域网协议应用了多输入多输出(multiple-input multiple-output, MI-MO)和正交频分复用(orthogonal frequency di-

vision multiplexing, OFDM)等技术,使得 Wi-Fi 收发设备之间的信道特征可以在物理层进行估计^[2],并以信道状态信息(channel state information, CSI)的形式存储下来。作为信道频率响应的量化表征,CSI 可以反映物理环境中的散射、环境衰减、功率衰减等属性。相比传统的 RSSI,CSI 是无线信号在空间中传播过程的本质描述,具备更大的应用潜力。

近年来,商用 Wi-Fi 设备逐渐开放了物理层信息,使得直接获取 CSI 成为可能^[3]。相比于传统用于定位的 RSSI 值,CSI 提供了更精细的信道频率响应信息,包含更丰富的特征量。基于这些丰富的物理量,定位精度能有效提升,多径等问题也可能得以解决。因此,基于 Wi-Fi CSI 的定位技术得到了越来越多的研究。

本文对 CSI 定位技术的基本思想和主要方法进行了研究,总结和分析了近年来相关技术的研究状况,并对其进一步发展进行了分析和展望。

1 CSI 简介

无线信道对信号的影响通常比有线信道更复杂,其主要特征包括路径损耗、多径效应和时变等。对于一个多天线系统,可用式(1)描述其信号

模型:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N} \tag{1}$$

式中, \mathbf{Y} 和 \mathbf{X} 分别表示接收和发送向量; \mathbf{H} 为信道矩阵; \mathbf{N} 为噪声向量。信道矩阵完全描述了信道的特性,计算信道矩阵的过程称为信道估计。应用 OFDM 和 MIMO 技术的无线接收机需要对信道进行估计,信道估计的精度将直接影响系统性能^[2]。

Wi-Fi 协议中用于信道估计的方法有多种^[4],通常可直接获取和使用的是频域形式,或者称为信道频率响应(channel frequency response, CFR)。为描述多径效应,也可使用信道冲击响应(channel impulse response, CIR)表示信道,在线性时不变的假设下,信道冲击响应可表示为:

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N a_i e^{-j\theta_i} \delta(\tau - \tau_i) \tag{2}$$

式中, a_i 、 θ_i 和 τ_i 分别表示信号传播的第 i 条路径的幅度、相位和时延; N 为多径数量; $\delta(\tau)$ 为脉冲函数。在带宽无限的条件下,CFR 与 CIR 互为傅里叶变换。

事实上,Wi-Fi 信号数据处理过程中得到的 CSI 可视为 CFR 的子集,包含了当前信道所使用带宽的部分频率响应结果。通过 CSI 也能变换得到一定精度的 CIR 结果,并应用于某些定位方法^[5]中。

现有的部分商用 Wi-Fi 网卡(network interface sand, NIC)如 Intel 5300 等,应用了 OFDM 和 MIMO 技术,用户使用软件可直接获取底层信道状态信息。通过网卡直接获取每个天线对的信道状态信息,通常包含 30 个子载波频率,对于典型的 3×3 天线结构,则每次可得到 $3 \times 3 \times 30$ 个如式(3)所示的信道状态信息值:

$$H(f_k) = \|H(f_k)\| e^{j\angle H} \tag{3}$$

式中, $H(f_k)$ 是一个复数值,表示中心频率为 f_k 的子载波对应的信道状态信息,可分解成幅值 $\|H(f_k)\|$ 和相位 $\angle H$,即信号衰减和相位偏移。

受限信道估计的精度等因素,CSI 值与真实信道情况存在一定偏差,实际应用于各类方法前需要进行预处理,以消除主要误差。以 1×3 天线结构为例,基于商用网卡获取的原始 CSI 值经过分解得到幅值和相位,进一步可得到如图 1 和图 2 所示的波形。

从图 2 中可以看出,不同天线和不同子载波频率对应的特征量均表现出一定的差异。尽管不是完整的信道描述,但得益于当前 Wi-Fi 协议中多天线和多频率的配置,CSI 数据已经提供了足

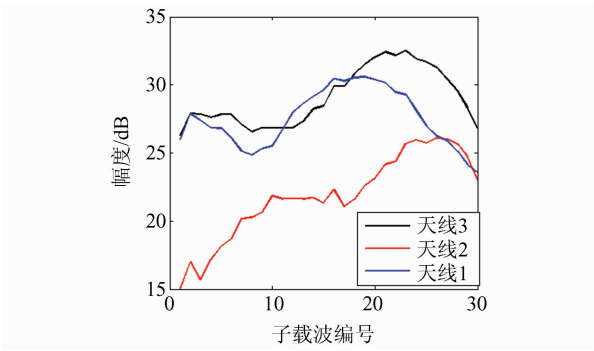


图 1 CSI 幅值

Fig. 1 CSI Amplitude

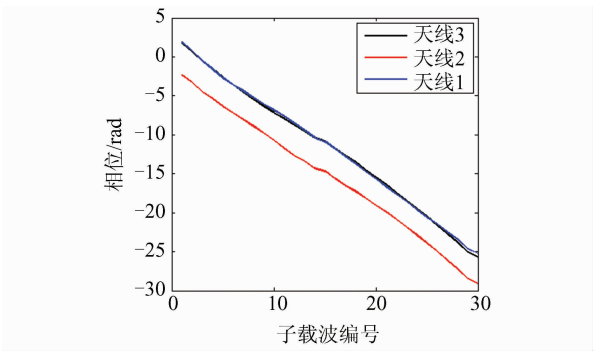


图 2 CSI 相位

Fig. 2 CSI Phase

够丰富、可用于位置计算的观测量。近年来也出现了诸多基于 CSI 指纹匹配、测角和测距等原理实现的定位系统,精度均较为可观。

2 CSI 指纹匹配定位方法

室内空间大小有限,指纹匹配技术常用于室内定位领域,包括射频信号强度和地磁等在内的物理量均可作为指纹信息。

在可方便地获取 CSI 数据之前,大多数基于 Wi-Fi 指纹匹配定位技术的系统通常利用 RSSI 数据建立指纹库,如 RADAR^[1]、Ekahau(<https://www.ekahau.com>)、Horus^[6]等,定位精度范围是 2~5 m。作为容易测得的、可直接反映收发端之间状态的物理量,RSSI 在一定程度上维持了 Wi-Fi 信号在室内定位领域的生命力^[7]。但相对 CSI 而言,RSSI 仅仅表征了信道的接收总能量,没有更详细地表征多径等环境特性。因此基于 CSI 的指纹匹配方法具备更大的潜力。

CSI 指纹匹配系统通常需要至少一个发射端(基站)和一个接收端,接收端每收到一个数据包,即可输出一个对应基站与接收端之间信道特性的 CSI 矩阵。

指纹法通常包含离线构建指纹库和在线匹配两个阶段,指纹库构建过程又包括原始数据采集和标定。即使考虑 1 个基站的指纹匹配系统,指纹库构建时,根据数据包间隔的设置,每个指纹点短时间内仍可得到多个 CSI 矩阵。与其他指纹库构建方法类似,一次采集多组数据后,需要进行标定以得到最能反映其特征的一条记录,最终存入指纹库。

由于可以以较高的频率获取 CSI 数据,在线匹配时,根据性能需求,可直接利用单个数据包得到的 CSI 值与指纹库进行匹配,也可采集一定时间后,利用处理后的 CSI 数据进行匹配。

典型的 CSI 指纹匹配过程如图 3 所示。

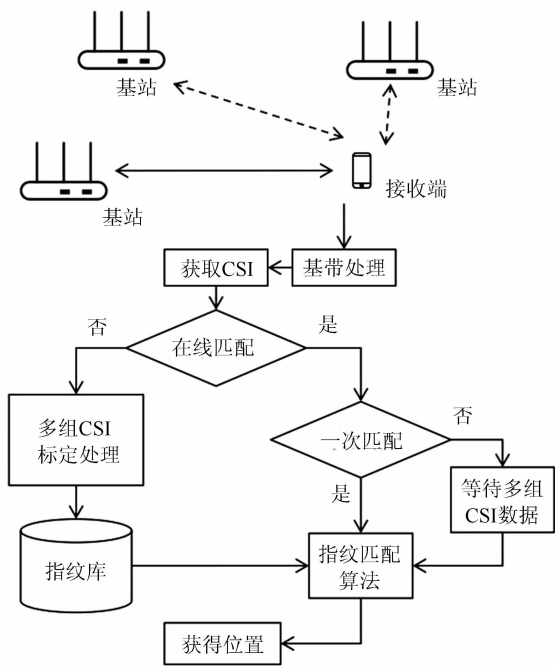


图 3 典型的 CSI 指纹匹配过程

Fig. 3 A Typical Process of CSI Fingerprinting

Xiao 等^[8]于 2012 年实现的 FIFS 系统,首次将 CSI 数据用于指纹匹配定位。FIFS 利用了一次可获取多个 CSI 测量值及其随时间变化更为稳定等特点,定位精度优于 Horus^[6]。然而 FIFS 仅仅使用了 CSI 的幅值特征,且将多个天线上测得的幅值简单平均得到指纹,也未充分利用频率多样性的特点。

2014 年,Chapre 等^[9]实现了 CSI-MIMO 指纹定位系统。该系统充分考虑到 CSI 测量值的空间多样性和频率多样性,即 Wi-Fi 设备利用了多个收发天线和多个子载波频率。构建指纹库时,CSI-MIMO 首先记录了各个指纹点采集到的 CSI 原始值,再做进一步处理。对于 p 根发射天线和 q 根接收天线的配置,得到的 CSI 值通过求

和被降维至 1×30 ;

$$CSI_{avg} = \sum_{m=1}^p \sum_{n=1}^q csi_{nm} \tag{4}$$

之后再从聚合后的 CSI 中得到各个子载波频率对应的幅值和相位。考虑到不同子载波频率的信号传播受环境影响不同,CSI-MIMO 将相邻子载波的测量值作差并最终得到指纹,经过实际匹配,其定位精度比 FIFS 提高了 57%。

2015 年,Wang 等^[10]实现的 DeepFi 系统又将深度学习技术应用于 CSI 指纹匹配,提高了定位精度。文献[11]也应用了深度学习方法,对于非视距(non-line of sight, NLOS)情况做了相关的改善。

CSI 结合其他信号源共同作为指纹信息,也能提高匹配精度,文献[12]即引入了地磁信息,获得了更加稳健且精度更高的定位效果。

相对于传统的 RSSI,CSI 包含幅值和相位两个维度的信息。对于多天线和多频率的系统,幅值和相位特征可进一步与距离及角度对应,理论上,单个基站条件下,利用 CSI 构建的指纹库即可至少表征一个二维地理空间。利用高维度的 CSI 信息可构建丰富的指纹库,提高指纹匹配的定位精度。虽然深度学习等新技术可以处理这些大规模的数据,但依然存在数据库存储量大和实时处理计算量大等问题,这也是 CSI 指纹匹配方法实际使用过程中必须面对的挑战。如何建立更有效的数学模型、从采集到的 CSI 中提取关键信息、压缩指纹库规模和提高指纹采集与匹配效率等,仍是 CSI 指纹匹配方法需要完善的地方。

3 CSI 测角方法

随着 MIMO 等技术的应用,商用 Wi-Fi 设备上的天线数量越来越多。受阵列测角技术的启发,在 Wi-Fi 设备上结合 CSI 测量值进行到达角(angle of arrival, AoA)估计,也受到研究人员的关注。当得到相对多个位置已知基站的 AoA 时,通过角度交会,同样可以估计出终端的位置。

以一个 n 天线基站和一个单天线发射终端构成的系统为例,基站天线按线性等间距规律排列,如图 4 所示。

室内 Wi-Fi 通信场景下,通常终端与基站之间的距离相对天线间距 d 要大得多,可认为每根天线上的入射信号平行。天线阵列与入射信号夹角为 θ 时,第 n 根天线信号到达的相位与第一根的相差为:

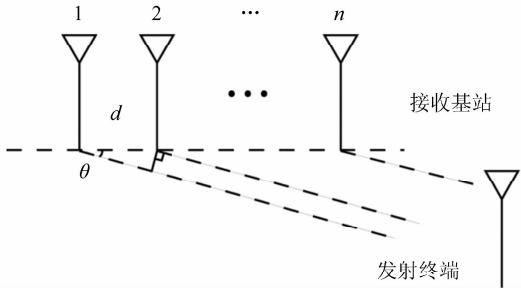


图 4 AoA 示意图
Fig. 4 Illustration of AoA

$$\Delta \varphi_n = 2\pi nd \cos\theta \cdot f/c \tag{5}$$

式中, f 为载波频率; c 为光速。

理论上,通过 CSI 测量值可得到一组相位差 $\Delta\varphi$,结合已知的天线间距 d 等信息,可直接计算出到达角 θ 。然而由于噪声和多径等干扰的存在,根据式(5)无法直接求解得到精确的 θ 。

对于多传感器单元的信号参数估计问题,通常采用 MUSIC^[13]、ESPRIT^[14] 等算法求解。以 MUSIC 算法为例,基站接收到数据包并获得 CSI 值后,可进一步得到相关矩阵:

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} = E(\mathbf{X}\mathbf{X}^H) \tag{6}$$

式中, \mathbf{X} 为接收阵列的输出,可由 CSI 数据得到;上标 H 表示共轭矩阵。将 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$ 进行特征空间分解,并根据信源个数得到噪声子空间 \mathbf{E}_N ,则 AoA 谱分布为:

$$P(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta)\mathbf{E}_N\mathbf{E}_N^H\mathbf{a}(\theta)} \tag{7}$$

式中,导向矢量 $\mathbf{a}(\theta)$ 可由天线间距 d 得到。通过寻找 $P(\theta)$ 的谱峰即可得到信源对应的 AoA。Xiong 等^[15] 于 2013 年实现的 ArrayTrack,在定制的硬件平台上应用了超过 8 根天线,实现了平均误差为 38 cm 的定位效果。该系统充分研究了基于 Wi-Fi 信号的阵列处理技术,提出了多天线融合的算法和多径消除的方法等,为 AoA 估计方法的应用提供了新的思路。

2014 年, Gjengset 等^[16] 基于商用网卡实现了 Phaser 系统,真正将 CSI 数据用于阵列信号处理技术。为了将天线数量扩展至 5 根,该系统使用了两张网卡,通过共用一根天线来消除不同网卡之间的相位差。Phaser 同时包含了一种自动标定相位误差的方法,采用 4 个基站时,达到了平均误差优于 100 cm 的定位精度。

为了更加贴近实际使用情况, Kotaru 等^[17] 于 2015 年实现了 SpotFi,仅依靠单个网卡的 3 根天线,实现 AoA 的超分辨估计。SpotFi 使用了现有的普通网卡且不需要额外的硬件,最终实现了

平均误差为 40 cm 的定位效果。

文献[18-19]将 Wi-Fi CSI 测角技术成功应用于智能手机,文献[18]使用了简单的相位差方法,文献[19]则应用了 MUSIC 算法。

目前基于 CSI 的 AoA 估计主要利用了基站具备多天线的特点,天线之间的相位差跟 AoA 之间存在明确的关系。由于存在多径等因素,天线数量越多,解算得到的到达角越精确,而出于成本和体积等各方面因素考虑,现有的商用无线网卡或 Wi-Fi 设备通常不配置较多天线。基于现存的 Wi-Fi 设备实现应用仍是较有效的推广手段,随着 Wi-Fi 协议的发展,以及天线设计与工艺的进步,未来可利用的天线数量将更多,AoA 方法的精度也将进一步提高。同时,AoA 方法基于严格的数学模型,所利用相位信息的精度将直接影响结果的准确性,虽然包括 Phaser 和 SpotFi 等在内的诸多系统对从 CSI 中提取的相位进行了一定程度的误差处理,但由于获取的原始数据受到平台及工具等各方面限制,误差源及其处理方法还有进一步讨论的空间。

4 CSI 测距方法

当定位目标与已知定位源之间的距离可测量时,通过多边交会等方法可进一步计算得到位置,利用 CSI 值也可实现距离测量。

较早将 CSI 用于定位的 FILA 系统^[20] 根据信号传播规律,建立了 CSI 幅值与距离之间的模型。从其实验结果来看,基于 CSI 的衰减模型要比基于 RSSI 的模型更加稳健。但基于模型的测距方式,并没有完全克服 RSSI 定位的缺陷,本质上仍然是一种基于能量评估的方法,容易受到环境的干扰。

对于无线信号,测量其传播时间进而获得距离,是一种更加直接精确的测距方式。如典型的雷达系统,通过测量电磁波发射与接收到回波的时间差 Δt ,结合光速 c ,根据公式:

$$S = c\Delta t/2 \tag{8}$$

得到与目标之间的距离 S 。该类方法也称为往返时间(round-trip time, RTT)测量,另外还有测量传播时间(time of flight, ToF)等其他原理,如全球定位系统即是利用了该原理等。

室内定位领域常用的测距原理通常包括基于测量 ToF 或者 RTT 等,如超宽带定位方法和基于 802.11mc 协议的 Wi-Fi RTT 定位方法。

一些方法通过改进 Wi-Fi 终端得到距离测量

值,包括通过同步收发机并测量信号 ToF,或者通过数据包的请求应答机制来测量 RTT 等^[21-23]。相关方法需要对 Wi-Fi 设备的固件甚至硬件做相应的改进,破坏了现有的网络结构,且精度受多种因素制约而难以提高,以致于无法实现大规模的应用。

根据 CSI 相位分量的物理意义,不同载波对应的相位值不同,主要是其对应的载波频率与 ToF 结合的结果^[17],理论上,基于 CSI 数据也能实现 ToF 的测量。但由于 WiFi 信号带宽有限,测量精度难以保证。

2016 年,Kumar 等^[24]实现了 Chronos 系统,第一次使用商用 Wi-Fi 设备实现了亚纳秒级的 ToF 测量精度。Chronos 利用特别的跳频协议,一次性测量得到不连续且不等间隔的多个 Wi-Fi 频段上的 CSI 数据,并将其整合,使其等效于一种非常宽的带宽信号测量值。

具体来讲,多个频段上的 CSI 测量值没有简单地直接叠加,而是首先得到不同频率 f_i 对应的相位角 $\angle h_i$,根据无线信号传播理论,相位角实际上跟 ToF τ 存在如下关系:

$$\angle h_i = -2\pi f_i \tau \mod 2\pi \tag{9}$$

对于 n 个不同频率,得到一个同余式组:

$$\begin{aligned} \forall i \in \{1,2,\cdots,n\}, \tau = & -\angle h_i / 2\pi f_i \mod 1/f_i \\ & \cdots \end{aligned} \tag{10}$$

采用一定的算法,求解可得到共同余数,即 ToF。

文献[25]于 2015 年实现的 ToneTrack 也通过跳频技术扩展了有效宽带,且利用 MUSIC 算法处理每个子载波的信道响应值来计算 ToA,但该系统直接得到的 ToA 并不精确,最终还需要采用到达时间差(time difference of arrival, TDoA)的方法进行定位,即必须采用多个基站的结构。尽管 ToneTrack 是基于定制硬件实现的原型系统,但其主要研究思想对后来的系统有着重要的参考价值。

事实上,对于 OFDM 无线系统的 ToF 估计已经有一些研究成果^[26],基于可方便获取的 CSI 数据,同样应用 OFDM 技术的 Wi-Fi 信号也可采用类似算法进行 ToF 估计。与天线数量之于 AoA 方法的影响一样,信号带宽越宽,利用其可达到的理论测距精度通常越高。Chronos 系统通过将不同频段的测量值整合起来,以达到更高的带宽,但可能引入新的误差,包括相位偏置和频率偏移等,而且这种整合方式会打断正常的数据通信流程。未来随着硬件的升级和 Wi-Fi 协议的更新(如 802.11mc),信号测量精度进一步提高,带

宽进一步扩宽,ToF 方法将能获得更高的精度,也更加实用。

5 结 语

CSI 为 Wi-Fi 信号在室内定位领域的技术研究开辟了新的道路,相比于传统的 RSSI 或者其他通过改进软硬件的定位方式,基于 CSI 的定位方法更加灵活,且不会改变现有的网络或者通讯结构,拥有大规模应用的潜力,能够满足 LBS 的技术要求。

基于 CSI 数据,许多有效的测量或定位原理可以直接应用,如指纹匹配、AoA 测量和到达时间测量等,这些方法均得到了一些研究和验证,并且还有可能发展出更多的方法。同时,在实用化方面,对于多径和初始标定等问题的处理还有许多可以发挥的空间。

由于当前 Wi-Fi 设备成本等条件的限制,天线数量较少和信道估计不准等因素制约着基于 CSI 定位精度的进一步提高。随着 Wi-Fi 技术的发展和协议的更新,其信号带宽将越来越大,可用的定位方法也能更加完善,预期可以产生更好的定位效果。

现有的许多可以收发 Wi-Fi 信号的设备,如智能手机等,未来若逐步开放 CSI 信息供其使用,其应用场景将更加丰富。手机内置的多种传感器,包括加速度计和陀螺仪等,与 CSI 观测值融合,可得到更加稳健的定位结果。同时,继续发展的 802.11 协议能直接提供 RTT 测距结果,也可与 CSI 定位技术相结合。

参 考 文 献

[1] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An In-Building RF-Based User Location and Tracking System [C]. 19th Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Tel Aviv, Israel, 2000

[2] Hoefel R P F. IEEE 802.11n: On the Performance of Channel Estimation Schemes over OFDM MIMO Spatially-Correlated Frequency Selective Fading TGn Channels [C]. XXX Brazilian Symposium on Telecommunications, Brasilia, Brazil, 2012

[3] Halperin D, Hu W, Sheth A, et al. Tool Release: Gathering 802.11n Traces with Channel State Information[J]. *ACM Sigcomm Computer Communication Review*, 2011, 41(1):53

[4] Zheng Z W. Channel Estimation and Channel Equa-

- lization for the OFDM-Based WLAN Systems[C]. International Conference on E-Business and E-Government, IEEE, Guangzhou, China, 2010
- [5] Xie Y, Li Z, Li M. Precise Power Delay Profiling with Commodity WiFi[C]. ACM International Conference on Mobile Computing and Networking, Paris, France, 2015
- [6] Youssef M, Agrawala A. The Horus WLAN Location Determination System[C]. International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, Washington D C, USA, 2005
- [7] Li Zhen, Huang Jingsong. WiFi Positioning Using Robust Filtering with RSSI[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(3):361-366(李桢, 黄劲松. 基于 RSSI 抗差滤波的 WiFi 定位[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(3):361-366)
- [8] Xiao J, Wu K, Yi Y, et al. FIFS: Fine-Grained Indoor Fingerprinting System[C]. International Conference on Computer Communications and Networks, IEEE, Munich, 2012
- [9] Chapre Y, Ignjatovic A, Seneviratne A, et al. CSI-MIMO: Indoor Wi-Fi Fingerprinting System[C]. 39th Annual IEEE Conference on Local Computer Networks, Edmonton, AB, Canada, 2014
- [10] Wang X, Gao L, Mao S, et al. DeepFi: Deep Learning for Indoor Fingerprinting Using Channel State Information[C]. Wireless Communications and Networking Conference, IEEE, New Orleans, USA, 2015
- [11] Choi J S, Lee W H, Lee J H, et al. Deep Learning Based NLOS Identification with Commodity WLAN Devices[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, doi:10.1109/TVT.2017.2780121
- [12] 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 & Mobile Computing*, 2017, 41,doi:10.1016/j.pmcj.2017.08.003
- [13] Schmidt R. Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas & Propagation*, 1986, 34(3):276-280
- [14] Roy R, Paulraj A, Kailath T. Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques—ESPRIT [J]. *IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing*, 2002, 37(7):984-995
- [15] Xiong J, Jamieson K. Array Track: A Fine-Grained Indoor Location System[C]. Usenix Conference on Networked Systems Design and Implementation, USENIX Association, Lombard, IL, 2013
- [16] Gjengset J, Xiong J, Mcphillips G, et al. Phaser: Enabling Phased Array Signal Processing on Commodity WiFi Access Points[C]. International Conference on Mobile Computing and Networking, ACM, Hawaii, USA, 2014
- [17] Kotaru M, Joshi K, Bharadia D, et al. SpotFi: Decimeter Level Localization Using WiFi [J]. *ACM Sigcomm Computer Communication Review*, 2015, 45(4):269-282
- [18] Tzur A, Amrani O, Wool A. Direction Finding of Rogue Wi-Fi Access Points Using an Off-the-Shelf MIMO-OFDM Receiver[J]. *Physical Communication*, 2015, 17(C):149-164
- [19] Schüssel M. Angle of Arrival Estimation Using WiFi and Smartphones [C]. International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), Madrid, Spain, 2016
- [20] Wu K, Xiao J, Yi Y, et al. FILA: Fine-Grained Indoor Localization[C]. IEEE INFOCOM, Orlando, USA, 2012
- [21] Günther A, Hoene C. Measuring Round Trip Times to Determine the Distance Between WLAN Nodes[C]. International Conference on Research in Networking, Reunion Island, France, 2005
- [22] Ciurana M, Barcelo-Arroyo F, Izquierdo F. A Ranging System with IEEE 802.11 Data Frames[C]. IEEE Radio and Wireless Symposium, Long Beach, CA, 2007
- [23] Giustiniano D, Mangold S. CAESAR: Carrier Sense-Based Ranging in Off-the-Shelf 802.11 Wireless LAN[C]. The 7th Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies, Tokyo, Japan, 2011
- [24] Kumar S, Vasisht D, Katabi D. Decimeter-Level Localization with a Single WiFi Access Point[C]. Usenix Conference on Networked Systems Design and Implementation, USENIX Association, Santa Clara, CA, USA, 2016
- [25] Xiong J, Sundaresan K, Jamieson K. ToneTrack: Leveraging Frequency-Agile Radios for Time-Based Indoor Wireless Localization[C]. International Conference on Mobile Computing and Networking, ACM, Paris, France, 2015
- [26] Li X, Pahlavan K. Super-Resolution TOA Estimation with Diversity for Indoor Geolocation [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2004, 3(1):224-234

An Overview of Indoor Positioning Technology Based on Wi-Fi Channel State Information

CHEN Ruizhi¹ YE Feng¹

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Indoor positioning is currently a research hot topic for industrial and scientific communities. Wi-Fi signal has been a common positioning signal adapted researchers. Received signal strength indicator is a traditional measurement used for indoor positioning. It can be easily affected by many factors such as the change of environment. Therefore, it is difficult to achieve such an accuracy that can be used in practice and hard to deploy the positioning solution in a large-scale. More and more researchers are now focusing on using channel state information as the measurement, which contains an essential description of Wi-Fi signal propagation and provides more details about the communication channel. This information can be transformed to a useful measurement for positioning. In this paper, we introduce the fundamental description of channel state information and classify the positioning approaches into three categories, which are fingerprinting-based, angle of arrival-based and ranging-based, respectively. The current states of these technologies have been reviewed in details, and the pros and cons have been identified and compared. We conclude the paper with a discussion about the directions in this field.

Key words: Wi-Fi; channel state information; indoor positioning; fingerprinting

First author: CHEN Ruizhi, PhD, professor, the Recruitment Program of Global Experts, majors in ubiquitous positioning, mobile geo-spatial computing and satellite navigation. E-mail: ruizhi.chen@whu.edu.cn

Corresponding author: YE Feng, PhD candidate. E-mail: yefeng92@whu.edu.cn

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China, Nos. 2016YFB0502200, 2016YFB0502201; the National Natural Science Foundation of China, No. 91638203.