

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2024.01.002

## 信道状态信息无线感知数据获取及应用综述

王腾<sup>1</sup>, 毕京学<sup>2,3</sup>, 陈国良<sup>1</sup>, 孙猛<sup>1</sup>,  
赵美琦<sup>2</sup>, 曹景春<sup>1</sup>, 蔚保国<sup>3</sup>, 黄璐<sup>3</sup>

- (1. 中国矿业大学环境与测绘学院, 徐州, 江苏 221116;  
2. 山东建筑大学测绘地理信息学院, 济南 250101;  
3. 中国电子科技集团公司第五十四研究所, 卫星导航系统与装备技术国家重点实验室, 石家庄 050081)

**摘要:**近年来,基于信道状态信息(CSI)的无线感知技术在室内定位、活动识别、健康检测等方向有众多探索性研究应用。然而,现有研究获取CSI数据主要依靠自主采集,对CSI开源数据集和数据采集设备/工具的研究现状不够清晰。首先阐述了基于无线保真(WiFi)CSI的无线感知技术,详细介绍了9种CSI数据采集设备/工具,概括了CSI的应用方向及研究现状,并汇总了近5年的CSI开源数据集,分析了现有CSI无线感知研究的局限性与面临的挑战,最后总结全文并对CSI无线感知未来的发展进行展望。

**关键词:**无线保真;信道状态信息;无线感知;数据获取;数据集;综述

中图分类号:TP391

文献标志码:A

文章编号:2095-8110(2024)01-0010-20

## A survey on data acquisition and application of channel state information wireless sensing

WANG Teng<sup>1</sup>, BI Jingxue<sup>2,3</sup>, CHEN Guoliang<sup>1</sup>, SUN Meng<sup>1</sup>,  
ZHAO Meiqi<sup>2</sup>, CAO Jingchun<sup>1</sup>, YU Baoguo<sup>3</sup>, HUANG Lu<sup>3</sup>

- (1. School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;  
2. School of Surveying and Geo-Informatics, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China;  
3. State Key Laboratory of Satellite Navigation System and Equipment Technology, The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China)

**Abstract:** In recent years, wireless sensing technology based on channel state information (CSI) has been extensively and exploratorily studied and applied in several directions, such as indoor positioning, activity recognition, and health monitoring. However, the current research primarily relies on the independent collection of CSI data, and presenting a lack of clarity towards the research status of CSI open-source dataset and data acquisition devices/tools. Firstly, the wireless sensing technology based on wireless fidelity (WiFi) CSI is described. Secondly, 9 types of CSI data acquisition devices/tools are introduced in detail and the application directions and research status of CSI are generalized. Thirdly, the CSI open-source datasets of the past five years are ag-

收稿日期:2023-10-15;修订日期:2023-12-25

基金项目:国家自然科学基金(42001397,42274048);江苏省重点研发计划项目(BE2022716);河北省重点研发计划项目(20310901D);中国矿业大学校重大项目培育专项基金(2021ZDPY0220);国家大学生创新创业训练计划项目(202210430031,S202210430029)

作者简介:王腾(2001—),男,硕士研究生,主要从事室内外精密定位方面的研究。

通信作者:毕京学(1991—),男,研究员,硕士生导师,主要从事室内外精密定位、组合导航及活动识别等方面的研究。

gregated and the limitations and challenges of current research on CSI wireless sensing research are analyzed. Finally, the content of the full text is summarized and the future trend of CSI wireless sensing is prospected.

**Key words:** Wireless fidelity; Channel state information; Wireless sensing; Data acquisition; Data-set; Review

## 0 引言

随着无线通信技术及物联网的迅猛发展,非接触式无线信号感知取得较多研究成果,在智能家居交互<sup>[1]</sup>、智慧工厂生产<sup>[2]</sup>及健康医疗辅助<sup>[3]</sup>等方面有着重大应用价值,人们对无线信号感知的需求也在日益增强。相较于传统接触式传感器,无线信号感知无需人员接触设备,仅依靠分析空间环境中传播的无线信号即可实现高效、经济及全天候的非接触式感知。与同样非接触式感知的计算机视觉<sup>[4-5]</sup>相比,无线信号具有穿透感知能力强、对环境光线要求低、室内无缝覆盖成本低以及不直接涉及隐私等优势,并拥有感知设备不易被察觉的特点。

现有无线信号感知研究中所用的信号类型包括调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达<sup>[6-7]</sup>、超宽带(ultra wide band, UWB)雷达<sup>[8-9]</sup>、射频识别(radio frequency identification, RFID)<sup>[10-11]</sup>、低功耗蓝牙(bluetooth low energy, BLE)<sup>[12-13]</sup>和无线保真(wireless fidelity, WiFi)<sup>[14-15]</sup>等。FMCW 雷达与 UWB 雷达虽然感知精度高,但普适性弱且设备功耗与建设成本高;RFID 与 BLE 设备功耗与建设成本低,但感知精度一般且信号覆盖范围小。同时上述 4 种信号都需要专有信号发射设备。由于人们对网络连接的巨大需求,方便易用的 WiFi 信号广泛分布于家庭和公共环境中,基于 WiFi 的无线感知凭借功耗适中、成本低廉以及室内广泛覆盖等优势成为无线信号感知研究的热点。

基于 WiFi 信号的无线感知主要可分为两类:接收信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)和信道状态信息(channel state information, CSI)。在某一时刻, RSSI 只能提供媒体访问控制(media access control, MAC)层粗粒度的单个数值,感知能力较差;而 CSI 可以提供物理层细粒度的一组数值,包含振幅和相位两类信息,感知的稳定性和灵敏性均优于 RSSI。

在移动通信 4G/5G 以及 BLE 中也同时存在 RSSI 与 CSI,但目前没有合适的工具可以自商用设

备采集其中的 CSI,只能通过软件定义无线电(software define radio, SDR)设备上的 SrSLTE 等工具实现以研究为目的的数据获取<sup>[16]</sup>。同时由于可用的优质数据集较少,致使 CSI 数据主要依靠研究者自主采集获取,本文侧重于介绍自 WiFi 信号中获取 CSI 数据的各种设备/工具及相关研究应用,因此后文所述 CSI 均为 WiFi 信号中的 CSI。

WiFi 信号中一直存在 CSI,但受技术及设备的制约,以往需要专用的 SDR 设备才能从中获取,致使相关研究进展缓慢。2011 年, Halperin 团队通过修改 Intel 5300 网卡驱动开发出 Linux 802.11n CSI Tool<sup>[17]</sup>,使得首次能够使用商用 WiFi 网卡采集 CSI 数据,大大降低了研究门槛。随后多年内另有科研人员研发了多种适配不同网卡的数据采集工具。然而经统计得知,截至目前已发表的 CSI 无线感知研究论文中有近 95% 仍然使用早期研发的 Linux 802.11n CSI Tool,究其原因很可能与研究人员对 CSI 数据采集设备/工具发展现状的认识不清晰有关。尽管 Intel 5300 网卡便宜易得、固件安装教程详细,但该工具最大仅支持 802.11n 标准、40 MHz 带宽、30 个子载波下的 CSI 采集,而基于 WiFi6E 网卡的 CSI 数据采集工具可支持更新标准(802.11ax)、更大带宽(160 MHz)以及更多子载波(2 048)的数据采集。更大的带宽和子载波意味着具有更强的感知能力,为了充分发挥 CSI 研究的潜力,研究人员应多关注使用能够采集更高维度 CSI 数据的设备/工具。

近几年,在 CSI 研究领域已有众多综述类论文<sup>[18-23]</sup>,在数据处理、算法以及应用等方面进行详细综述,但对 CSI 数据采集设备/工具及相关开源数据集方面的统计分析内容较浅,未能全面统计当前现有的 CSI 数据采集设备/工具及相关开源数据集。

## 1 基于 WiFi CSI 的无线感知

### 1.1 IEEE 802.11 标准

802.11 不同的后缀代表着不同的无线局域网标准,自 1997 年电气与电子工程师协会(Institute of Electrical and Electronics Engineers, IEEE)首次

提出 802.11 以来,已有超过 40 种协议被正式采纳。常单独提及的 WiFi1~WiFi7 对应着不同时期对 802.11 标准有巨大推动作用的几种协议, WiFi1~WiFi7 的部分信息如表 1 所示。补码键控(complementary code keying, CCK)技术与直接序列扩频(direct sequence spread spectrum, DSSS)技术使用单载波进行低数据速率传输,而正交频分复用(or-

thogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术使用多载波进行高数据速率传输,正交幅度调制(quadrature amplitude modulation, QAM)技术是相位调制和幅度调制的组合,可明显提升数据传输速率。多输入多输出(multiple input multiple output, MIMO)技术支持发送和接收端使用多个天线,用以提高信号传输的速率和可靠性。

表 1 不同 WiFi 标准的部分功能对比

Tab. 1 Comparison of certain features among different WiFi standards

名称	IEEE 标准	发布时间/年份	最大理论传输速率	频段/GHz	最大带宽/MHz	调制传输技术	MIMO 支持
WiFi1	802.11b	1999	11 Mbps	2.4	20	CCK DSSS	不支持
WiFi2	802.11a	1999	54 Mbps	5	20	64QAM OFDM	不支持
WiFi3	802.11g	2003	54 Mbps	2.4	20	CCK/64QAM OFDM	不支持
WiFi4	802.11n	2008	600 Mbps	2.4, 5	40	64QAM OFDM	4
WiFi5	802.11ac	2012	6.9 Gbps	5	160	256QAM OFDM	8
WiFi6	802.11ax	2019	9.6 Gbps	2.4, 5, 6(WiFi6E)	160	1024QAM OFDMA	8
WiFi7	802.11be	2022	30 Gbps	2.4, 5, 6	320	4096QAM OFDMA	16

## 1.2 CSI 无线感知

CSI 是采用 OFDM 和 MIMO 技术的无线通信系统中用于描述信道状态的信息,由幅值和相位组成。CSI 接收到的信号来自于多个传输路径的叠加,描述了信号传输过程中的反射、散射、衰落等状态,即具有记录周围环境细节的能力,感知能力强于 RSSI。

在  $t$  时刻,采集到的  $\alpha$  个发送端天线、 $\beta$  个接收端天线和  $\gamma$  个子载波的 CSI 数据格式如图 1 所示。

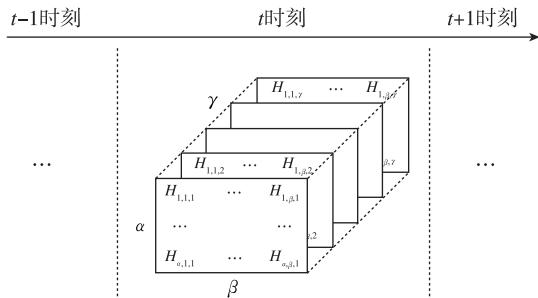


图 1 CSI 数据格式

Fig. 1 CSI data format

某时刻单一天线对的接收信号可以表示为

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

式中,  $\mathbf{Y}$  和  $\mathbf{X}$  表示接收信号和发射信号;  $\mathbf{H}$  表示 CSI 矩阵;  $\mathbf{N}$  表示高斯白噪声。  $\mathbf{H}$  包含了所有子载波的 CSI 信息,因此  $\mathbf{H}$  可表示为

$$\mathbf{H} = (H(f_1), \dots, H(f_k), \dots, H(f_S)) \quad (2)$$

式中,  $H(f)$  表示单个子载波的 CSI 值;  $f_k$  表示子载波  $k$  的中心频率;  $S$  表示全部子载波的个数。单个子载波的 CSI 值是一个复数值,可表示为

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

式中,  $\|H(f_k)\|$  表示第  $k$  个子载波的振幅;  $\angle H(f_k)$  表示第  $k$  个子载波的相位。

使用 CSI 进行感知的基础是 CSI 的幅值特征和相位特征会受环境影响产生相应变化。CSI 幅值变化可以反映设备周围环境的变化,当环境中仅有静态物体时,幅值保持相对稳定,而当环境中存在动态物体移动时,幅值变化明显,且幅值变化幅度与物体动作幅度成正比;物体运动在引起幅值变化的同时,也会导致信号到达接收端时产生相位偏移,因而相位也具有感知环境的能力。如图 2 所示,  $T_x$  表示信号发送端,  $R_x$  表示信号接收端,当人员直视

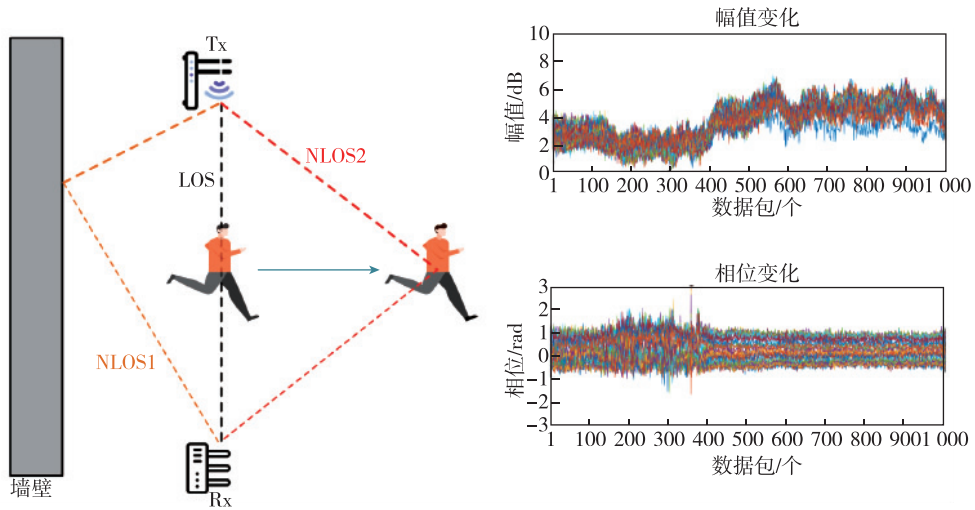


图 2 CSI 幅值与相位随运动变化  
 Fig. 2 CSI amplitude and phase change with motion

距(line of sight, LOS)奔跑至非视距(non line of sight, NLOS)时,幅值与相位会发生对应波动变化。基于此,通过分析 CSI 数据可以反向推测出环境的具体活动变化,即 CSI 具有无线感知能力,且在一定限度内,CSI 的数据维度与发射频率越高,对周围环境的细微变化越敏感,感知能力越强。

1.3 与其他无线信号感知的对比

不同的目标、动作会对无线信号产生不同程度的影响,而相同的目标、动作会产生相似的影响。正如引言部分所述,无线信号感知按使用的信号类型可分为 FMCW 雷达、UWB 雷达、RFID、BLE 及 CSI 等,众多信号在具有穿透感知能力强、对环境光线要求低、不直接涉及隐私等相同点的同时,在感知原理、信号特性及应用场景方面存在着较大差异。

1.3.1 感知原理

按照信号传播方式、收发设备位置可将无线信号感知的工作原理分为图 3 所示 3 种。FMCW 雷达首先由 Tx 发射连续调频毫米波信号,通过分析 Rx 接收的回波信号来获取目标信息,对应图 3(a); UWB 雷达既可通过分析回波信号获取目标信息,也可由 Tx 向 Rx 发射单向信号进行感知,对应图 3(a)、(c); RFID 无线感知需要电子标签(Tag)中转,Tag 在收到 Tx 发射的激励信号后,通过调制回应信号的方式将数据传输回 Rx,分析包含众多信息的回应信号实现感知,对应图 3(b); BLE 与 CSI 无线感知的工作原理相似,均是由 Tx 向 Rx 发射单向信号,对应图 3(c),但 CSI 无线感知通过分析信道状态矩阵获取信号传输过程中的状态信息,细粒度感

知能力更强。

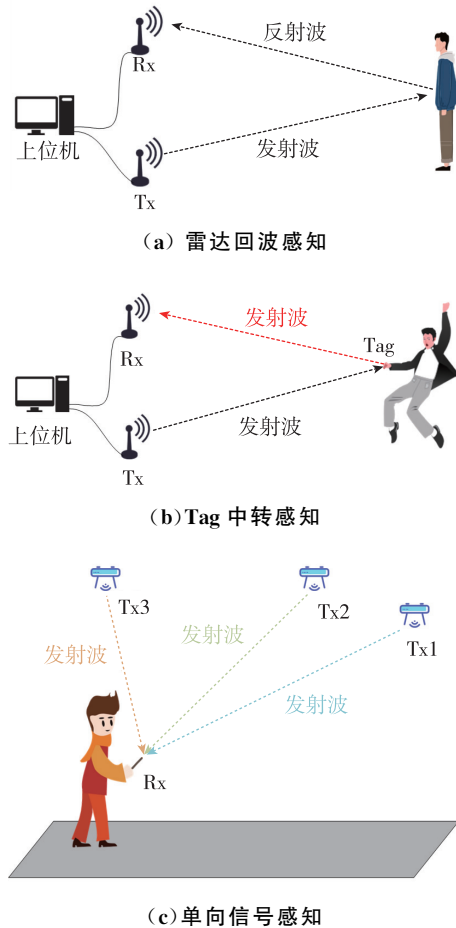


图 3 不同无线信号感知工作原理  
 Fig. 3 Different wireless signal sensing working principle

1.3.2 信号特性

不同无线信号的特性及优缺点各有差异,表 2 列

出 5 种无线信号的 7 类信号特性进行对比。其中, FMCW 雷达工作频段为部分毫米波频段(如 24 GHz、77 GHz 等), RFID 常用的工作频段有低频(如 125 kHz)、高频(如 13.56 MHz)、超高频(如 433 MHz)、微波(如 2.45 GHz)。FMCW 雷达与 UWB 雷达工作频段高、信号传播距离远、穿透性强且感知能力强, 但也伴随着设备功耗高、建设成本高的劣势, 适用

于室内外场景高精度感知; RFID 工作频段低、信号传播距离近、穿透性差, 但设备功耗及建设成本低, 适用于近距离无线感知; BLE、CSI 的信号传播距离、穿透性、设备功耗适中, 建设成本低, 适用于室内环境中近距离无线感知。同时, BLE 与 CSI 无线感知的信号发射设备还具备通感一体化, 设备用途广于其他 3 种信号。

表 2 不同无线信号特性

Tab. 2 Different wireless signal characteristics

信号类型	工作频段	传播距离/m	穿透性	设备功耗	建设成本	定位感知精度	信号发射设备用途
FMCW 雷达	部分毫米波频段	200	强	高	高	厘米级	感知
UWB 雷达	3.1~10.6 GHz	80	强	较高	高	厘米级	感知
RFID	低频、高频、超高频、微波	5	差	低	低	米级	感知
BLE	2.4 GHz	10	差	较低	较低	米级	通感一体
CSI	2.4, 5, 6 GHz	30	较强	适中	低	米级	通感一体

### 1.3.3 应用场景

FMCW 雷达、UWB 雷达凭借信号传播距离远、穿透力强且感知能力强的特性, 被广泛应用于室内外场景高精度感知, 其中 FMCW 雷达主要用于车辆驾驶、工业自动化等场景, UWB 雷达主要用于室内定位、物流仓储等场景。由于 RFID 信号传播距离近、设备功耗及建设成本低的特性, 多用于物品追踪、门禁安保等近距离无线感知场景。BLE、CSI 信号传播距离、穿透性及设备功耗适中且信号发射设备具有通感一体化特性, BLE 主要用于智能家居管理、室内定位等场景, CSI 主要用于室内定位、活动识别等室内多类型感知场景。

## 2 CSI 数据采集设备/工具

自 Halperin 团队研发使用商用 WiFi 网卡采集 CSI 数据的 Linux 802.11n CSI Tool 以来, 科研人员根据需求先后研发出多种数据采集工具, 表 3 列举了目前开源的 9 种 CSI 数据采集设备/工具, 其中由于 Wi-ESP CSI Tool 与 ESP32 CSI Toolkit 的参数性能高度相似, AX-CSI 依托 Nexmon CSI Extractor 的开发经验设计而得, 因此在后文中并未将 Wi-ESP CSI Tool 和 AX-CSI 单独展开描述, 而是合并到 ESP32 CSI Toolkit 和 Nexmon CSI Extractor 中。理论上采集到的 CSI 维度越大则记录的细节越多, 对应的感知能力越强。但为应对无线信道的特性及保证数

据传输的可靠性, OFDM 中存在物理限制与间隔保护, 导致在各带宽下实际采集到的最大可用 CSI 维度要小于理论维度。表中是否能够独立工作是指在无需额外硬件设备托管网卡/SDR 设备的情况下可自主采集 CSI 数据。

表 3 中所列的 CSI 数据采集设备/工具均至少具有 AP、Monitor 两种采集模式, 前者仅需一台装有指定网卡的设备向 WiFi 信号发射设备(路由器、智能手机等)发送指定命令即可获取 CSI 数据, 后者需要 2 台以上设备分别作为信号发送端与接收端采集数据。Monitor 模式相比于 AP 模式灵活性高, 可根据需求自主设置参数。

研究人员可依托表 3 中支持设备/网卡、CSI 数据维度、带宽、频段以及能否独立工作等信息快速确定研究所需的 CSI 数据采集设备/工具。例如, 若想在无需额外设备情况下独立采集数据, 可以考虑 Nexmon CSI Extractor、ESP32 CSI Toolkit、Wi-ESP CSI Tool、OpenWiFi 工具; 若想使用智能手机进行研究, 可以考虑 Nexmon CSI Toolkit、ESP32 CSI Toolkit 及 Wi-ESP CSI Tool 工具。

### 2.1 SDR 设备

SDR 是一种利用软件和硬件协同工作的无线通信系统, 通过可编程的数字信号处理技术, 在接收、处理和发送无线信号时具有较强的灵活性、可扩展性和适应性。SDR 设备种类繁多, 但只有同时满足



表 3 CSI 数据采集设备/工具  
Tab. 3 CSI data acquisition device/tool

系统名称	发布时间/年份	支持设备/网卡	支持的协议	可采集的最大可用 CSI 维度	支持带宽/MHz	支持频段/GHz	生成文件后缀	是否能够独立工作	是否支持智能手机	是否支持低成本大规模部署
SDR 设备	—	WARP、USRP 等 (以 USRP X310 为例)	802.11a/g/n/ac/ax	4×4×1 992	20/40/80/160	2.4/5/6	.pcap	否	否	否
Linux 802.11n CSI Tool	2011	Intel 5300	802.11n	3×3×30	20/40	2.4/5	.dat	否	否	否
Atheros CSI Tool	2015	AR9580 等部分 Atheros 网卡	802.11n	3×3×114	20/40	2.4/5	.dat	否	否	否
Nexmon CSI Extractor	2018	BCM4339 等部分 BCM43 系列网卡	802.11a/g/n/ac	4×4×242	20/40/80	2.4/5	.pcap	是	是	否
ESP32 CSI Toolkit	2020	所有 ESP32 设备	802.11b/g/n	1×1×52	20/40	2.4	.csv	是	是	是
Wi-ESP CSI Tool	2020	所有 ESP32 设备	802.11b/g/n	1×1×52	20/40	2.4	.csv	是	是	是
OpenWiFi	2020	部分 FPGA 开发板 + ad9361 射频板组合	802.11a/g/n	1×2×56	20/40	2.4/5	.pcap	是	否	否
PicoScenes 平台	2021	AX200、AX210、AX211、QCA9300、Intel 5300、所有 USRP、HackRF One	802.11a/g/n/ac/ax	4×4×1 992	20/40/80/160	2.4/5/6	.csi	否	否	否
AX-CSI	2022	Broadcom43684	802.11ax	4×4×2 048	20/40/80/160	2.4/5/6	.pcap	否	否	否

具有 MIMO 支持、CSI 采集硬件和 CSI 信号处理算法的设备才可采集 CSI 数据,例如,通用软件无线电外设(universal software radio peripheral,USRP),无线开放研究平台(wireless open-access research platform,WARP)。

尽管 SDR 设备能够接收和发送射频信号,但是对于这些信号的处理,如解调、编码、对 CSI 进行估计等,需要 GNU Radio、MATLAB Simulink 等专用的软件来完成。这些软件框架提供了许多预定义的工具和函数,如滤波、解调、信道估计等,用来从原始射频信号中提取 CSI。

商用 WiFi 网卡主要目的是简易通信,在出厂时往往不会严格校准,因此在 CSI 测量时会带来载波频率偏移(carrier frequency offset,CFO)进而引起 CSI 相位随机变化,同时硬件噪声也会影响到幅值的获取。SDR 设备在硬件质量、射频前端配置、数据传输接口和软件支持方面明显优于装有商用 WiFi 网卡进行 CSI 采集的设备,具有较少的噪声和更好的信噪比,可采集到更高质量的信号。但 SDR

设备成本远高于商用 WiFi 网卡,同时,推广部署成本高,使用场景通常仅限于实验室研究。

## 2.2 Linux 802.11n CSI Tool

美国华盛顿大学 Daniel Halperin 团队于 2011 年开发出第一个自商用网卡采集 CSI 的系统 Linux 802.11n CSI Tool<sup>[17]</sup>,该系统可以从 802.11n 标准的 Intel 5300 网卡中采集到包含 30 个子载波的加密 dat 文件,通过提供的 MATLAB、Python 数据处理代码可从中提取 RSSI、CSI、时间戳等信息,大大降低了 CSI 研究的门槛。

Linux 802.11n CSI Tool 仅可安装在装有 Intel 5300 网卡、Linux 系统内核版本为 3.2~4.2 之间的计算机上。Linux 802.11n CSI Tool 最多可采集 3×3×30 维度的可用 CSI 数据,该 30 个子载波平均分布于 40 MHz 带宽的 114 个子载波中,20 MHz 与 40 MHz 带宽下的子载波编号如表 4 所示。Linux 802.11n CSI Tool 凭借开发时间早、操作教程详细、研究资料众多等优势,历经多年仍是 CSI 无线感知研究中最常用的采集工具。

表 4 Linux 802.11n CSI Tool 在不同带宽下的子载波分布  
Tab. 4 Subcarrier distribution of Linux 802.11n  
CSI Tool under different bandwidths

带宽/MHz	子载波编号
20	-28, -26, -24, -22, -20, -18, -16, -14, -12, -10, -8, -6, -4, -2, -1, 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, 28
40	-58, -54, -50, -46, -42, -38, -34, -30, -26, -22, -18, -14, -10, -6, -2, 2, 6, 10, 14, 18, 22, 26, 30, 34, 38, 42, 46, 50, 54, 58

### 2.3 Atheros CSI Tool

新加坡南洋理工大学的谢亚雄团队于 2015 年基于 Atheros 网卡开发出 Atheros CSI Tool<sup>[24]</sup>,该平台完全在软件中实现,构建在开源 Linux 内核驱动程序 ath9k 之上。与 Linux 802.11n CSI Tool 相同的是,Atheros CSI Tool 最多支持  $3 \times 3$  个 MIMO 天线组合,但该工具能够采集更为丰富的子载波信息,在 20 MHz 和 40 MHz 带宽下可分别采集到包含 56 和 114 个可用子载波的数据。

Atheros CSI Tool 理论上可以安装在装有 AR-9580、AR9590、AR9344、QCA9558 等所有型号的 Atheros 802.11n WiFi 网卡的计算机上,适用于 Ubuntu、OpenWrt 以及 Linino 等 Linux 发行版系统。Zou 等<sup>[25]</sup>依据 Atheros CSI Tool 为商用 WiFi 路由器开发了基于 OpenWrt 的固件,使路由器具有直接采集 CSI 的能力,减弱了工具对计算机的需求。

### 2.4 Nexmon CSI Extractor

德国达姆施塔特工业大学的 Matthias Schulz 团队于 2018 年开发出自 Nexus 5 智能手机中采集 CSI 数据的 Nexmon CSI Extractor<sup>[26]</sup>,并在后续更新拓展至支持多款智能手机、树莓派和路由器<sup>[27]</sup>,这标志着 CSI 获取进入移动智能手机时代。该系统最多可在 80 MHz 带宽下采集到  $4 \times 4 \times 242$  维度的可用 CSI 数据。

Nexmon CSI Extractor 可安装在装有 BCM4339、BCM4358 等部分型号高通 BCM43 系列网卡的智能移动设备上,如 Nexus 5/6p、树莓派 3B+、华硕 RT-AC86U 等。在安装 Nexmon CSI Extractor 前,需确保设备进入 Root 状态且系统框架处于指定版本,使用 Ubuntu 系统的计算机刷入 Nexmon 固件修改 Broadcom 网卡后,即可使用终端采集 CSI 数据。需额外注意的是,Nexmon 修改固件具有损坏硬件的风险。

Gringoli 等依据 Nexmon 在 802.11ac 标准 Broadcom4365 网卡上的经验,于 2022 年开发出了 AX-CSI 采集工具<sup>[28]</sup>,该工具可在装有 Broadcom43684 网卡的华硕 RT-AX86U 路由器上采集 802.11ax 标准、160 MHz 带宽以及  $4 \times 4 \times 2048$  维度的可用 CSI 数据。

### 2.5 ESP32 CSI Toolkit

Hernandez 团队于 2020 年依据乐鑫 ESP32 开发板开发出 ESP32 CSI Toolkit<sup>[29]</sup>,ESP32 具有可独立工作、功耗极低、成本低廉、体积小以及质量轻便等特点,可将多个 ESP32 开发板设置为接入点或站点两种模式收发数据,以支持大规模实施和部署。

ESP32 CSI Toolkit 可安装在所有型号的 ESP32 上。由于 ESP32 开发板只预留了一个天线接口,ESP32 CSI Toolkit 仅支持单天线进行数据传输,但可接收来自多天线设备的数据。Makwana 等<sup>[30]</sup>在 2.4 GHz 频段、40 MHz 带宽和非时空分组码(non space time blocked code,NSTBC)模式下采集到 166 个子载波的可用 CSI 数据。值得注意的是,由于 ESP32 整体没有连接互联网,无法在本地设置时钟,应通过连接的计算机在采集前手动设置时钟或在采集后通过给定函数修正数据时间戳。

ESP32 既可独立工作,也可连接计算机/智能手机使之具有访问 CSI 的能力。与 Nexmon CSI Extractor 相比,ESP32 可以在不修改智能手机网卡固件的情况下,使手机访问 CSI;与其他工具/平台相比,ESP32 可不依靠其他设备独立采集 CSI,并存储至板载 micro-SD 卡中。

在 2020 年,Muhammad Atif 团队也开发了基于乐鑫 ESP32 开发板的 Wi-ESP CSI Tool<sup>[31]</sup>,其基本参数与 ESP32 CSI Toolkit 相同,同样具有可独立工作、功耗极低、成本低廉且可大规模部署等特点。

### 2.6 OpenWiFi

OpenWiFi 是由比利时微电子研究中心的焦现军博士等<sup>[32]</sup>于 2020 年发布的一个开源的全栈 IEEE 802.11 SDR 实现,可提供如同商业无线网卡一样的 WiFi 接入或链接服务。OpenWiFi 的无线信号时延约为商用路由器的十分之一,最佳状态可达  $0.2 \sim 0.3$  ms。CSI 通过 OpenWiFi 侧信道基础设施提取,目前最多可采集  $1 \times 2 \times 56$  维度的可用 CSI 数据。

OpenWiFi 工作方式与商用 WiFi 网卡相同,但商用网卡高度集成进而在二次开发时有诸多限制,而 OpenWiFi 自主化程度高,支持 Linux、Windows + WSL 环境下运行 Vivado 进行现场可编程门阵列

(field programmable gate array, FPGA) 开发,且 OpenWiFi 是全双工(full-duplex),能在发送数据的同时接收数据,可实现自身的 Rx 天线接收自身的 Tx 天线发送的信道响应。通过修改用户空间程序,OpenWiFi 采集的数据既可上传至 PC 端处理,也可在开发板本地处理,后者具有不依靠其他设备独立工作的能力。

运行 OpenWiFi 需要一块 FPGA 开发板及一块 ad9361 射频板,目前已在 Github 公布支持 11 种开发板-射频板组合。将对应开发板的 Linux + OpenWiFi 系统映像烧录至 SD 卡,开发板插入 SD 卡并连接计算机简单配置后即可运行 OpenWiFi。FPGA 开发板价格较高,目前 OpenWiFi 仅用于开发研究用途。OpenWiFi 仍在不断更新完善,以寻求适应更多 FPGA 开发板、适配更新标准的 WiFi6 和实现更多 MIMO 天线数。

### 2.7 PicoScenes 平台

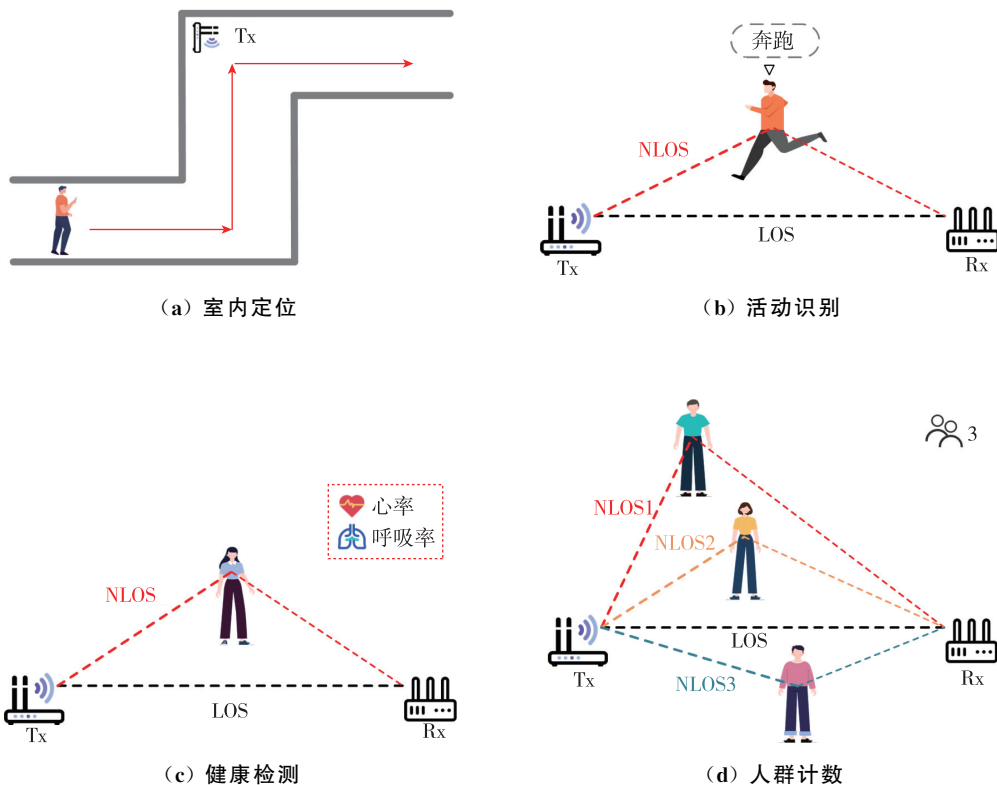
PicoScenes 平台是西安电子科技大学蒋志平团队于 2021 年发布并不断更新维护的一款 WiFi 感知中间件<sup>[33]</sup>,该系统可以在 6 GHz 频段下获取具有更少噪声干扰、更大时空分辨率及更大维度特征的 CSI 数据。PicoScenes 是目前唯一支持多个网卡

同时进行 CSI 测量的平台,使用 PCI-E 网桥适配器理论上可支持安装 100 多个 WiFi 网卡,同时也是首个将 USRP 设备无缝转换为 CSI 测量硬件的平台,并可提供完整的 PHY 层信息。

PicoScenes 目前支持 4 种商用 WiFi 网卡和部分 SDR 设备,包括 AX200、AX210、AX211、QCA9300 和 Intel 5300、所有 USRP 型号和 HackRF One。由于支持 AX210 网卡,使得可以在全格式(802.11a/g/n/ac/ax)、全带宽(20/40/80/160 MHz)、全编码(LDPC/BCC)、全频段(2.4/5/6 GHz)进行数据包注入和 CSI 测量,最大可获取  $2 \times 2 \times 1\,992$  维度的可用 CSI 数据,使用 USRP X310 等 SDR 设备更可获取  $4 \times 4 \times 1\,992$  维度的可用 CSI 数据。

### 3 CSI 无线感知应用方向

在室内传播的 WiFi 信号会发生反射、散射及衍射等效应,自 WiFi 物理层提取的 CSI 可提供多个信道的细粒度信息,从而使 CSI 具有感知周围环境的能力,在室内定位、活动识别、健康检测、人群计数、身份识别以及物品检测等方向有着重要的研究与应用价值。6 种 CSI 无线感知应用方向的感知示意如图 4 所示。





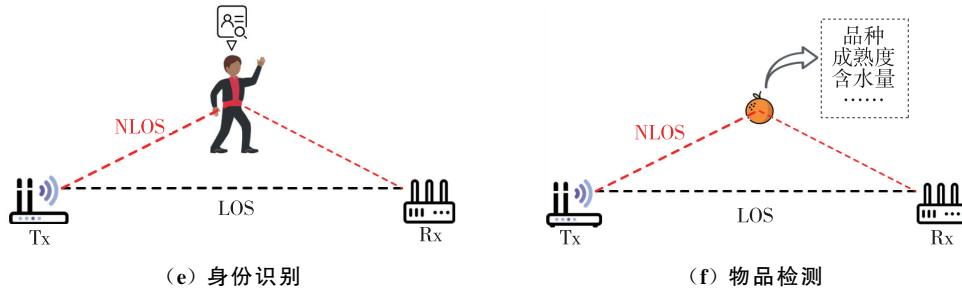


图 4 CSI 无线感知应用方向

Fig. 4 Application directions of CSI wireless sensing

3.1 室内定位

随着物联网技术的发展,基于位置的服务(location based service, LBS)已深入人们的日常生活。由于建筑物的遮挡,卫星定位无法应用于室内环境中,目前主流的研究方向是通过 UWB、RFID、WiFi 等信号开展室内直接/指纹定位研究,其中 WiFi 凭借成本低、覆盖范围广等优势成为研究热点。室内定位依据定位方式可分为测角定位、测距定位与指纹定位 3 种,如图 5 所示。

测角定位是依靠测量 Tx 与 Rx 的到达角度(angle of arrival, AOA),需要至少 2 个已知位置的的设备(Tx/Rx)作为定位基站,通过不同方向的射线交会的方式确定待定位设备的位置。AOA 多依靠多重

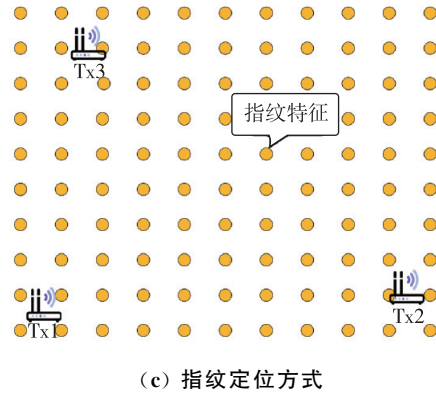
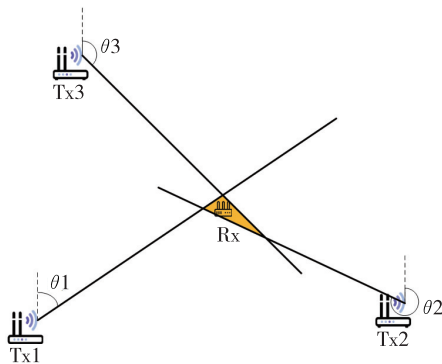
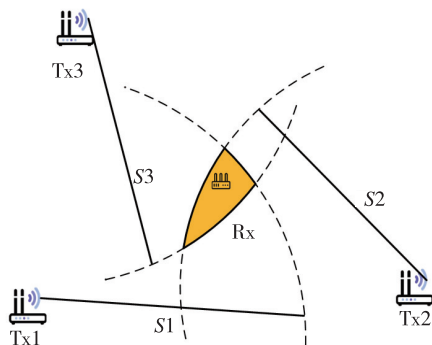


图 5 CSI 室内定位工作原理

Fig. 5 CSI indoor positioning working principle



(a) 测角定位方式



(b) 测距定位方式

信号分类(multiple signal classification, MUSIC)算法分解相互正交的信号子空间与噪声子空间的特征值进行估算得到,该方法要求 Rx 的天线阵列数远大于信号的来波数量,且 AOA 估计分辨率与天线阵列数正相关。ArrayTrack 系统<sup>[34]</sup>通过在底层修改固件的方式使 WiFi 设备具有多天线接收能力,将采集的多个 Tx 的 CSI 利用 MUSIC 算法进行角度估算,实现了亚米级的测角定位。SpotFi 系统<sup>[35]</sup>提出了虚拟天线阵列的概念改进 MUSIC 算法,精准估计多路径的 AOA,将 AOA 估计的天线阵列数降至 3 个。TWPalo 系统<sup>[36]</sup>将 AOA 与多普勒频移相结合,实现了穿墙式无设备人体位置估算。

测距定位是依靠测量 Tx 与 Rx 之间的直线距离,需要至少 3 个已知位置的的设备(Tx/Rx)作为定位基站,通过不同半径的圆交会的方式确定待定位设备的位置。由于距离无法直接测量,通常通过间接方式计算 Tx 与 Rx 距离,有基于路径损耗模型测距和基于信号传播时间测距两种。基于路径损耗模型测距定位是依靠 CSI 传播能量强度与距离的物理公式计算出 Tx 与 Rx 间的距离。CUPID2.0 系统<sup>[37]</sup>将滤波后的 CSI 代入路径损耗模型计算距离进而实现定位,

定位精度远远优于基于 RSSI 路径损耗模型的测距定位。但路径损耗模型测距定位易受环境干扰,在不同时间及空间存在较大差异。基于信号传播时间测距定位通过测量 Tx 到 Rx 的信号传播时间乘上光速计算出直线距离,可分为到达时间(time of arrival, TOA)和到达时间差(time difference of arrival, TDOA)两种,两者对设备间时间同步要求极高,前者要求系统内的所有设备均时间同步,而后者仅要求各定位基站时间同步。Chronos 系统<sup>[38]</sup>将不同频段的 CSI 以拼接带宽的方式进行整合,然后解算 TOA 实现三边测距定位。由于基于路径损耗模型测距定位易受环境影响,基于信号传播时间测距定位对设备间时间同步要求极高,因此基于测距的 CSI 定位研究相对较少。

指纹定位是依靠获取不同位置的 CSI 指纹信息进行机器学习分类或回归实现位置定位,按照是否携带 Rx 可分为基于设备的定位(device-based localization, DBL)与无设备定位(device-free localization, DFL),CSI 指纹定位至少需要一个 Tx。DBL 指纹定位原理是分析 Rx 在不同位置的不同信号传播路径进行指纹定位。CSI-MIMO 系统<sup>[39]</sup>获取 MIMO 信息及 CSI 幅值、相位信息建立指纹数据库进行指纹定位。DeepFi 系统<sup>[40]</sup>使用深度学习算法训练 CSI 幅值指纹库,并结合基于径向基函数的概率方法实现在线定位。DFL 指纹定位原理是分析用户在不同位置对信号传播路径的不同程度遮挡进行指纹定位。Wu 等<sup>[41]</sup>在多种室内环境中划分多个定位区域,通过采集两条天线链路的 CSI 幅值信息开展无设备指纹定位,定位准确率约为 86%。党小超等<sup>[42]</sup>使用支持向量回归建立 CSI 指纹与位置的非线性模型,在狭窄楼梯环境下有 90% 概率达到 1 m 定位精度。

### 3.2 活动识别

当人体处于信号覆盖区域时,不同肢体动作会对信号产生不同程度的干扰,通过处理分析可实现活动识别。自 CSI 活动识别提出以来,学者们不断改进现有的识别方法,提高识别精度和鲁棒性,准确地识别人体活动可以有效提高人机交互质量,在智能家居、智慧工厂以及智慧监护等场景具有重要的应用前景和经济价值。按照动作幅度大小,可将 CSI 活动识别分为粗粒度活动识别和细粒度活动识别两种。

粗粒度活动识别更注重对整体活动的分类,往往

忽略了一些动作的细节与差异,CSI 粗粒度活动识别主要围绕全身性活动识别和手势识别两种方向进行研究。Shi 等<sup>[43]</sup>通过时域统计特征和深度神经网络(deep neural networks, DNN)对 16 种日常活动进行识别,其中 8 种原地活动识别精度为 97.6%,8 种路线行走活动识别精度为 98.3%。TW-See 系统<sup>[44]</sup>基于相反的鲁棒主成分分析(opposite robust principal component analysis, OR-PCA)提取混凝土墙壁后较为纯洁的人体动作信息,实现了高精度的隔墙活动识别。吴哲夫等<sup>[45]</sup>提出了一种驾驶员动作检测系统,在室内和道路上可以达到 90% 以上的识别率。WiID 系统<sup>[46]</sup>通过支持向量分布估计方式对多人的 7 种手势动作识别率达到 90% 以上。Meng 等<sup>[47]</sup>自相邻天线相位差中提取特征,并采用稀疏恢复方法提高数据与手势间的相关性,在两种室内环境下的手势识别精度均超过 95%。

细粒度活动识别不仅注重整体活动的分类,还注重具体动作的细节与差异,CSI 细粒度活动识别主要围绕唇语识别、击键识别以及书写识别等方向进行研究。LipSense 系统<sup>[48]</sup>在人员打电话情况下的单人唇语识别率为 94.3%,3 人平均识别率为 85.7%。Meng 等<sup>[49]</sup>提出了一种手机击键识别系统 Wind-Talker,可以较为准确地识别到具体击键,并且提出了一种 CSI 混淆对策来干扰 CSI 击键识别。Cao 等<sup>[50]</sup>提出了一种书写识别系统 Wi-Wri,该系统能够以超过 98.1% 的识别率识别书写活动,以超过 82.7% 的识别率识别具体书写字母。Marwa 等<sup>[51]</sup>提出了一种可识别头部运动摩尔斯电码的 Wi-Nod 系统,可有效识别出规定的几种摩尔斯电码动作。

目前现有研究大多是从 CSI 幅值和相位中提取关键特征进行活动识别,由于 CSI 对环境极为敏感,研究模型往往仅可应用于实验区域,对未知环境的泛化性弱。针对此类问题,部分研究人员开展了相关实验研究。ReWiS 系统<sup>[52]</sup>基于小样本学习(few-shot learning, FSL)仅需少量的新样本即可应用于新环境。Sharp 系统<sup>[53]</sup>依据多普勒频移仅对运动目标敏感的特性,提出了多普勒频移与神经网络结合进行活动识别的方案,实验表明即使在不同人员、日期、实验场景的情况下,仍可实现 96% 的综合识别率。

### 3.3 健康检测

呼吸和心跳是评估人体精神与生理状况的重要指标,可以帮助医生及时判断患者的病情和病因,从而采取相应的治疗措施。现有检测方式是通

过穿戴式传感器识别人体体征状态,但存在需要长期佩戴、使用不便的弊端。呼吸和心跳导致人体胸腔产生周期性变化,CSI可以捕捉到这种人体细微变化并进行分析得到呼吸率和心率。

由于人体正常呼吸时胸腔平均起伏仅 5 mm,远远小于身体其他动作,这时需要引入菲涅尔区的感知模型以提高 CSI 感知极限。在 Tx 与 Rx 信号传播过程中,周围存在着许多以 Tx、Rx 为焦点的不同长短半轴的同心椭圆,不同椭圆对应着不同的菲涅尔区,传播到奇数菲涅尔区内的波与 LOS 同相位,信号得以叠加增强;传播到偶数菲涅尔区内的波与 LOS 反相位,信号会叠加减弱,并且在菲涅尔区内离中间位置越近信号波形的辨识度越大。如图 6 所示,人体呼吸时会对信号传播路径产生周期性的不同影响,人体在 A 位置时的呼吸和心跳相比

于 B 位置更易检测。Wi-Sleep 系统<sup>[54]</sup>首次提出使用 CSI 检测用户的睡眠状态,识别出人体呼吸及睡眠姿势。Wang 等<sup>[55]</sup>首次将菲涅尔区引入至人体呼吸检测领域,初步提出一种基于菲涅尔区的无线信号感知模型。Zhang 等<sup>[56]</sup>使用菲涅尔区模型量化了衍射增益与人体呼吸胸部位移之间的关系,在第一菲涅尔区内 60% 的位置实现了 98% 以上的呼吸识别率。Lee 等<sup>[57]</sup>采用动态时间规整(dynamic time warping,DTW)算法识别呼吸和心跳引起的胸腔周期性变化,对不同呼吸模式的正确识别率为 94%。Chen 等<sup>[58]</sup>提出一种基于迁移学习的呼吸暂停检测系统 TLAD,可有效识别出 3 种睡眠呼吸暂停类型。Liu 等<sup>[59]</sup>设计了一种单输入双输出的卷积神经网络,通过输入 CSI 的幅值与相对呼吸和心跳进行估计,识别率分别为 98.581% 和 99.109%。

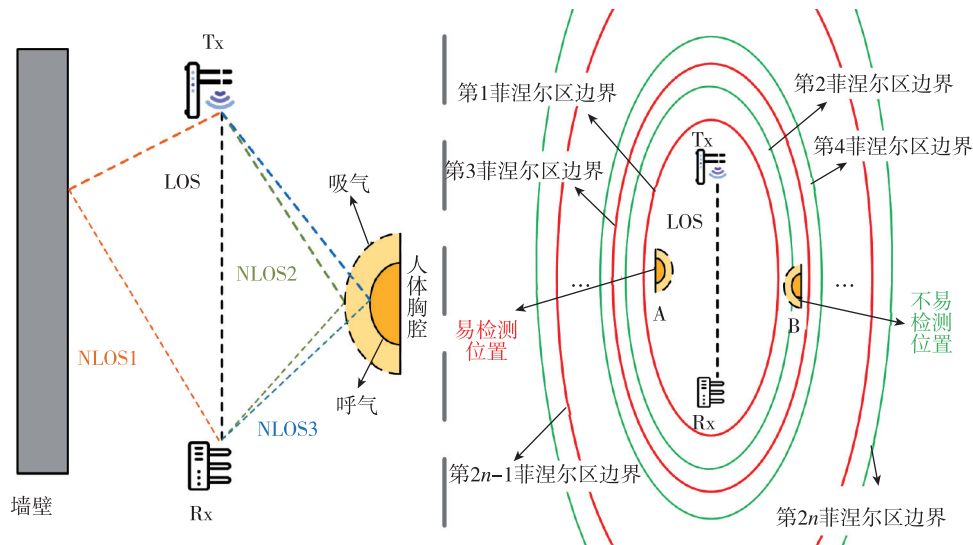


图 6 基于菲涅尔区模型的人体呼吸监测

Fig. 6 Human respiration monitoring based on Fresnel zone model

由于呼吸与心跳引起的身体变化远小于人体运动,检测时需要在离信号收发设备较近位置静止不动才可有效识别到呼吸与心跳,因此现有实验研究与应用场景较为有限,多为家庭卧室等小型室内环境。

### 3.4 人群计数

人群计数是计算一定空间范围内人数或人群密度的技术,在智能家居、智慧监管、安全疏散以及消防救援等场景具有重要应用价值。目前主流的人群计数方式是依据视觉摄像头识别室内人数,但视觉摄像头存在成本与覆盖范围正相关、要求环境

明亮无遮挡、用户隐私等问题,并且人员可能因为摄像头安装角度问题导致呈现相互遮挡情况,进而影响识别准确度。由于在室内 WiFi 信号无处不在,使用 CSI 无线感知人群计数是一个很有前景的研究方案。

当人群通过 WiFi 信号传播区域时,他们的身体会对信号产生衰减和多径效应,导致 Rx 接收的 CSI 幅值、相位产生变化,这种变化与人群数呈现正相关关系。Zhou 等<sup>[60]</sup>提出的智能楼宇人群计数系统 WiFree 对时间和环境具有较强的鲁棒性,楼宇内人群计数识别率达到 92.8%。Choi 等<sup>[61]</sup>提出了一种同时进行人群计数和定位的 CSI 无线感知系

统,0~5 人在实验的 4 个区域内自由行走,系统可达到 94% 的计数准确率和 95% 的定位准确率。Brena 等<sup>[62]</sup>在公共数据集上计算多天线多普勒频移并提取特征训练机器学习模型,取多天线预测值的均值作为最终预测值,实现了 99% 的准确率。

现有研究多要求在人员保持静止或多人沿指定方向匀速行走时开展室内人群计数实验,虽然准确率很高,但人们在现实室内环境中不可能都保持相同或相似的动作运动,这种严苛的条件在现实中是不切实际的,研究仍存在较大的约束与挑战。

### 3.5 身份识别

由于个体的生理特征和行为习惯的差异,人们在做相同动作时会对无线信号产生不同干扰,使信号携带身份信息,通过分析信号可以进行身份识别。高准确度的身份识别在身份验证、智慧门禁、智能交互等实际应用中有着强烈的需求。基于 CSI 的身份识别相比于生物特征(例如面部、指纹、声音)识别,具有设备成本低、无需物理接触等优势。

研究表明,每个人的步态都是独一无二的,即步态最能反映一个人的特色,因此研究人员主要通过步态进行身份识别。WiWho 系统<sup>[63]</sup>是首个利用人体步态特征识别身份的 CSI 无设备感知系统,通常只需人员行走 2~3 m 即可识别身份。WiPIN 系统<sup>[64]</sup>对 30 名受试者的综合身份识别率为 92%,并可有效识别出非法用户。Cao 等<sup>[65]</sup>提出一种轻量级深度学习模型,在 50 人步态数据集上识别率达到 99.7% 的同时,模型大小只有同类系统的 5.53%。Guo 等<sup>[66]</sup>利用多任务学习和深度残差收缩网络处理降噪后的 CSI 步态数据,可实现高精度的位置和身份联合识别。

除步态特征外,一些常见动作也会因行为习惯产生差异,研究人员根据不同应用场景选取不同动作进行身份识别。Yang 等<sup>[67]</sup>提出一种基于车辆驾驶习惯的驾驶员身份识别系统 WFID。Kong 等<sup>[68]</sup>提出一种实时分析手指手势的持续身份认证系统 FingerPass。WirelessID 系统<sup>[69]</sup>首次考虑分析细粒度动作来识别用户身份,通过分析手写签名实现了 93.14% 的 5 人综合识别率。

### 3.6 物品检测

除了与人相关的感知外,CSI 还可以应用于物品检测感知。不同材质、不同状态的物体对无线信号传播具有不同程度的影响,通过这种信号间差异

可进行物品检测,例如通过水果间的细微差异可判别出水果种类、含水量及成熟程度等。

Ohara 等<sup>[70]</sup>将 CSI 无线感知应用于检测室内门、窗、家具的闭启状态,在 3 种环境下达到了 90% 的综合识别率。Ma 等<sup>[71]</sup>将水箱水位分为空、半、满 3 种状态,使用神经网络进行判别,在多种环境下仍能实现超过 90% 的识别率。Liu 等<sup>[72]</sup>提出一种水果内部品质检测系统 Wi-Fruit,能够高效识别 2 种厚果皮与 4 种薄果皮水果的内部水分及可溶性固体物含量。Tan 等<sup>[73]</sup>提出一种水果成熟度感知系统 FruitSense,能够以 90% 以上的识别率识别出 4 种成熟程度的水果。Zhou 等<sup>[74]</sup>提出一种检测行人携带金属可疑物的感知系统,金属物在行人行走隐藏、行走暴露及站立暴露情况下的识别率分别为 93.3%、95.6% 和 100%。

由于往往需要较高的信号发射频率才能检测出物品间的微小差异,CSI 物品检测对商用设备的稳定性及功耗压力较大。由于物品间的差异往往难以被察觉,因此物品检测的研究热度远低于人体感知。

## 4 近 5 年开源数据集

采集 CSI 数据并标记数据集的过程十分繁琐,导致大部分研究者不愿公开论文数据集,这会从以下三方面严重影响 CSI 无线感知研究的发展:1)阻碍研究的可复现性;2)后续研究者仍需耗费大量精力采集相似的数据,费时费力;3)基于不同数据集的研究成果不宜用来对比,无法说明算法的先进性。

收集近 5 年(2019—2023 年)的开源数据集如表 5 所示,研究人员对数据集的需求多体现在关注数据集的实验场景、实验人员、数据集内容、数据维度(采集设备/工具)以及研究潜力(识别率)等方面,通过表 5 可以清晰地了解到数据集的关键信息。分析近 5 年的开源数据集可以看出:1)大部分数据集集中于人体活动识别方向(多人运动可依据同一动作开展身份识别研究),且存在内容高度同质化的问题,而在室内定位、健康检测、人群计数等方向的开源数据集较少,这与活动识别在 CSI 无线感知研究中占比较多有关;2)大部分数据集没有提供实验人员详细的生理信息,不利于开展与人体生理特征相关的研究分析,这大大限制了数据集的可用性;3)有 4 篇文献仅是对数据集内容进行描述,没有

表 5 近 5 年的开源数据集  
Tab. 5 Open-source datasets in recent five years

来源	发布时间/年份	实验场景	实验人数	有无人员生理信息	数据集内容	识别率	数据采集设备/工具	数据集用途
WiDar 3.0 <sup>[75]</sup>	2019	教室 大厅 办公室	16 人 (12 男 4 女)	性别 身高 体重	16 名受试者在 5 个位置 分别朝向 5 个方向做 6 种 手势动作 2 名受试者在 5 个位置分 别朝向 5 个方向朝空中分 别画 10 种数字	活动 92.7% 活动 92.9%	Linux 802.11n CSI Tool	活动识别
Wiar <sup>[76]</sup>	2019	空房间 会议室 办公室	10 人 (5 男 5 女)	性别 身高 体重	16 种单人动作	活动 >90%	Linux 802.11n CSI Tool	活动识别
文献[77]	2019	客厅	9 人	无	6 种单人动作	文献仅描述 数据集内容	Linux 802.11n CSI Tool	活动识别
文献[78]	2019	实验室	6 人	无	6 名受试者分别在 16 个 位置做 6 种单人动作	定位 95.68% 活动 88.13%	SDR 设备	室内定位 活动识别
文献[79]	2020	实验室 走廊 有遮挡 实验室	10 人 (10 男) 10 人 (8 男 2 女) 10 人 (10 男)	性别 年龄 身高 体重	5 种单人动作	文献仅描述 数据集内容	Linux 802.11n CSI Tool	活动识别
文献[80]	2020	办公室	66 人组成 40 对 (63 男 3 女)	性别 年龄 身高 体重	12 种双人交互动作	文献仅描述 数据集内容	Linux 802.11n CSI Tool	活动识别
文献[81]	2020	公寓 办公室	10 人 5 人	无	7 种单人动作 3 种单人动作	活动 >93% 身份 >93%	Linux 802.11n CSI Tool	活动识别 身份识别
文献[82]	2021	卧室	3 人	无	7 种单人动作	活动 95%	Nexmon CSI Extractor	活动识别
OpenCSI <sup>[83]</sup>	2021	办公室	轮式机器 人采集	无	CSI 指纹无线电地图	平均误差: 0.65 m	SDR 设备	室内定位
FIND <sup>[84]</sup>	2021	教室 消音室	无人	无	到达方向(DOA)	文献仅描述 数据集内容	SDR 设备	室内定位
ReWiS <sup>[52]</sup>	2022	办公室 会议室 教室	2 人	无	3 种单人动作及空房间 数据	活动 >98%	Nexmon CSI Extractor	活动识别 身份识别
Sharp <sup>[53]</sup>	2022	卧室 客厅 实验室	3 人 (1 男 2 女)	性别	4 种单人动作	活动 >95%	Nexmon CSI Extractor	活动识别 身份识别
文献[85]	2022	3 种房间	1 人	无	6 种单人动作及空房间 数据	活动 61.1%	Atheros CSI Tool	活动识别
Efficientfi <sup>[86]</sup>	2022	实验室	15 人	无	6 种单人动作	活动 >98% 身份 89.5%	Atheros CSI Tool	活动识别 身份识别
文献[87]	2023	实验室 办公室 大厅	3 人 1 人 1 人	无	12 种单人动作	活动 >65%	AX-CSI	活动识别
eHealth <sup>[88]</sup>	2023	卧室	118 人 (88 男 30 女)	年龄 身高 体重 健康状况	17 种单人运动 呼吸、心跳数据	身份 99.9%	Nexmon CSI Extractor	活动识别 健康检测 身份识别



进一步通过实验证明数据集的研究潜力,可能会影响研究人员的选择;4)数据采集设备/工具逐渐由仅可采集较低数据维度的 Linux 802.11n CSI Tool 转向可采集较高数据维度的 Atheros CSI Tool、Nexmon CSI Extractor 等工具,学者们逐渐认识到高维度数据的优势。

## 5 目前的局限与挑战

### (1)多动作信号堆叠

由于粗粒度动作的幅度远大于细粒度动作,CSI 无线感知无法同时识别多种动作,因此在相关实验中常要求受试者在同一时段内仅保持一种动作,特别是在唇语识别、健康检测等细粒度感知识别中要求全身保持静止。然而在现实中,人们通常不会只做一种动作,例如在行走的过程中交谈、在奔跑的同时挥手等。室内有多人同时做动作时,同样也会无法识别具体动作。因此,如何分离包含多种动作的信号以实现识别具体动作具有极大的挑战性,这同时也是 CSI 无线感知由实验室转向现实应用不可或缺的技术需求。

### (2)设备时钟同步困难

国际规定的秒长是依据铯、铷等碱金属原子共振频率标准计算得出的原子秒长,误差极小,但日常生活中使用的计算机、路由器等商用设备由于存在设计缺陷、硬件老化以及系统错误等方面的问题,即使同一品牌、同一批次生产的设备也会存在时钟不同步问题,甚至出现肉眼可见误差。而本文第 2 章列出的 9 种 CSI 数据采集设备/工具或多或少需要计算机、路由器等商用设备,时钟不同步会致使 CSI 相位产生随机偏差以及使基于信号传播时间的 CSI 测距定位产生较大误差。

### (3)受试者的位置朝向

众多实验研究已证明,当受试者处于收发设备间的不同位置以及身体朝向不同时,做相同动作会对 WiFi 信号路径产生不同影响,进而采集到的 CSI 幅值和相位均会有较大差异,而这种差异会影响到 CSI 无线感知的正确判别。因此为实现最大程度的正确感知,实验多要求受试者位于 LOS 中线面向信号发射设备或在设备侧边面向 LOS 中线方向,这显然不符合实际使用情况。

### (4)过度依赖训练环境

CSI 可以记录信号多径传播中的反射、散射等关键信息,因此 CSI 无线感知是建立在具体环境上的无

线信号感知,对不同环境的迁移能力较差。若想将感知系统同时应用于多种室内环境,需将不同环境采集的数据导入拟合模型,然而多种环境下的数据采集过程费时费力,并且在系统应用场景扩大的同时模型拟合程度也会下降进而影响识别精度。虽然有研究者自 CSI 中提取多普勒频移用来减弱环境的影响,但扩展场景的感知效果仍要弱于训练场景。

### (5)CSI 的隐私与安全

WiFi 是开放式无线网络,在已知 WiFi 信号的 IP 地址、信道等关键信息的情况下,任何人都可监控其中的 CSI,进而触犯隐私问题。目前热门的 CSI 加密研究方向有:1)隐蔽信号信道;2)加入人工混淆信息。但由于 WiFi 商用网卡面向民用,设计高度集成可二次开发能力有限,且缺乏 FIR 滤波器等,而 SDR 设备虽自主化程度高但成本高昂,不利于推广及大规模部署,因此 CSI 的隐私与安全隐忧仍然是亟待解决的问题。

### (6)开源数据集较少

正如本文第 4 章所述,CSI 无线感知的开源数据集数量远少于计算机视觉等其他研究领域,且存在类型过于集中(多为人体活动识别)、内容同质化严重(内容高度相似)、人群普适性不强(受试者多为 20~30 岁的青年人)以及信息未能完全给定(内容大都仅进行文字描述易引发多义理解)等多方面的问题,制约着 CSI 无线感知的良性发展。

## 6 总结与展望

随着无线通信技术及物联网的发展,基于 WiFi 信号中 CSI 的无线感知已在室内定位、活动识别等多种应用方向取得较多成果,具有广阔的研究前景与应用价值。本文对 CSI 无线感知的数据获取及应用进行综述,介绍了目前 9 种数据采集设备/工具,系统性地分析了 6 种 CSI 无线感知应用方向的研究现状,并统计了近 5 年来的 16 个开源数据集,旨在通过本文让初学者和研究人员快速了解 CSI 无线感知数据获取及应用的研究现状,为相关研究应用提供一定的支撑。

新兴的 CSI 无线感知发展前景十分广阔,但与成熟落地应用仍有较大距离,仍需许多技术突破,本文对 CSI 无线感知未来的发展作出以下几点展望:

### (1)更新 WiFi 标准的 CSI 采集工具

自 1997 年 IEEE 首次提出 802.11 协议 26 年

以来,WiFi迅猛发展,目前已超40余个协议被正式认证。在WiFi6/6E路由器尚未完全普及的现在,华硕、英特尔等部分商家已开售WiFi7商用路由器,WiFi7相比于WiFi6/6E具有更高数据传输速率、更低时延和更强稳定性。WiFi7采用802.11be标准,支持2.4 GHz、5 GHz、6 GHz 3种频段,并且在6 GHz频段下最大可支持320 MHz带宽的数据传输,在非OFDMA情况下的有效子载波最多可达3 984个,这意味着具有更强的感知能力。目前新一代WiFi8标准已经进入预研阶段,WiFi8考虑融合45 GHz和60 GHz毫米波频段以及支持多AP协作,毫无疑问会大幅增强WiFi CSI的感知能力。相信在不久的将来,会出现基于WiFi7标准乃至更新WiFi标准的CSI采集工具。

#### (2)单设备的双WiFi连接能力

目前大多数手机具有双频WiFi功能,可以搜索连接2.4 GHz或5 GHz频段的WiFi信号,由于2.4 GHz穿透能力强、5 GHz数据传输速度快,因此部分手机厂商研发出了基于实时同步双频(real simultaneous dual band,RSDB)技术的双WiFi加速功能,可使手机同时连接2.4 GHz与5 GHz频段的WiFi信号。双WiFi加速功能可以支持任意2.4 GHz+5 GHz的搭配,既可同时连接单一路由器的两个频段,也可同时连接两种不同路由器的两个频段。

WiFi7相比于以往标准,最大的更新是多链路聚合(multi-link operation,MLO)功能,装有WiFi7网卡的终端可同时连接WiFi7路由器发出的两个WiFi信号。与手机双WiFi加速功能不同的是,手机双WiFi加速的实质是调用两个WiFi模块分别连接,会有两个IP地址,而MLO在逻辑上仍是单网卡,只会显示一个IP地址,并且MLO可支持更多频段信号的搭配链接,甚至可以是5 GHz+6 GHz。

未来可利用单个终端连接两种互不干扰频段的WiFi信号互补用于CSI无线感知研究,如CSI室内主动指纹定位等,将会进一步提升感知能力。

#### (3)多源数据融合增强感知

多传感器数据融合相比于单一传感器具有识别精度更高、鲁棒性更强以及应用范围更广等优势。CSI无线感知是功耗低、全天候、信号覆盖范围广的非接触感知,可与其他传感器结合扩展感知的精度、深度与广度。例如,将CSI与智能手机的磁力计、加速度计等众多传感器相结合,用于高精度的室内动态定位;将CSI与智能家居相结合,可实

现自动化、定制化、多样化的室内舒适居住环境。

混合现实(mixed reality,MR)是虚拟现实(virtual reality,VR)与增强现实(augmented reality,AR)的结合,虚拟模型不再是简单叠加在现实中,而是可通过指令进行交互。微软发布的MR设备HoloLens2甚至可以双手无需设备而随意操纵全息影像,但目前仍存在一些问題,例如需要大幅度的手部动作才能有效识别、存在手势指令间的误判等情况。预研阶段的WiFi8标准正计划融合45 GHz和60 GHz的毫米波频段,无疑会大大增强CSI无线感知能力,期待未来可将高精度的无线信号感知融入到MR设备以实现辅助增强混合现实交互。

#### (4)CSI与智能体结合的智能感知

智能体是能通过传感器、执行器与周围环境进行交互并具有思考能力的实体,具有自治性、反应性、主动性、社会性和进化性5种基本特性。将CSI与智能体结合后,CSI无线感知将具有自动识别、自我完善、自主学习等能力,会有更为广阔的研究应用前景。以自主学习为例,当系统推广至新环境、新用户时,无需人工手动进行数据采集、标注,仅需用户在新环境中运动一段时间,系统即可依据自动采集的数据与预先设定的数据库进行对比分析,在标注相似特征归类的同时记录学习不同环境、不同个体间存在的差异,快速应用至新环境、新用户。

#### (5)更加多元应用场景下的复合感知

受限于CSI当前的感知能力及技术水平,现有研究多为在室内生活场景下的单应用类型感知。随着通信技术及物联网的进一步发展,未来CSI无线感知能力势必会大大增强,进而可以在更加多元的应用场景下实现多功能复合感知。例如,在监控指定区域时,当感知有人员行为异常,存在偷盗、恐怖袭击等犯罪行为时,记录其身份特征并实时监控活动位置,自动向警方报警以制止进一步实施犯罪行为,切实保护人民生命财产安全;在城市巷战战略攻坚时,依靠感知方式隐蔽、墙体穿透力强的无线信号感知,可在敌方无法察觉的情况下,感知敌方战术手势或对话、人员数量和分布位置等关键信息,破解敌方的战术,极大减少我方伤亡;在矿难、地震、火灾等灾害发生后,依靠无线信号感知探寻受灾人员位置、数量及生理特征等信息,用以支持制定营救计划,把握灾后救援黄金72小时。

#### 参考文献

[1] MENG Y, WANG Z, ZHANG W, et al. WiVo: enhan-

- cing the security of voice control system via wireless signal in IoT environment [C]// Proceedings of 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing, Chennai, 2017: 81-90.
- [2] CHEN K C, LIN S C, HSIAO J H, et al. Wireless networked multirobot systems in smart factories[J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 109(4): 468-494.
- [3] VISTRO D M, MUNAWAR A, IFTIKHAR A, et al. Tertiary care hospital monitoring system using wireless sensors [J]. Journal of Critical Reviews, 2020, 7(10): 1504-1511.
- [4] MO L, LI F, ZHU Y, et al. Human physical activity recognition based on computer vision with deep learning model [C]// Proceedings of 2016 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference. Taipei, 2016: 1-6.
- [5] BABY S A, VINOD B, CHINNI C, et al. Dynamic vision sensors for human activity recognition [C]// Proceedings of 2017 4th IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR). Nanjing, 2017: 316-321.
- [6] ALIZADEH M, SHAKER G, DE ALMEIDA J C M, et al. Remote monitoring of human vital signs using mm-wave FMCW radar [J]. IEEE Access, 2019, 7: 54958-54968.
- [7] SHRESTHA A, LI H, LE KERNEC J, et al. Continuous human activity classification from FMCW radar with Bi-LSTM networks [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(22): 13607-13619.
- [8] BOUCHARD K, MAITRE J, BERTUGLIA C, et al. Activity recognition in smart homes using UWB radars [J]. Procedia Computer Science, 2020, 170(7): 10-17.
- [9] 王腾, 李永辉, 毕京学, 等. 长廊场景下 UWB 测距和定位精度分析 [J]. 导航定位学报, 2022, 10(6): 173-178.
- WANG Teng, LI Yonghui, BI Jingxue, et al. UWB ranging and positioning accuracy analysis in corridor scenario [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022, 10(6): 173-178 (in Chinese).
- [10] FAN X, WANG F, WANG F, et al. When RFID meets deep learning: exploring cognitive intelligence for activity identification [J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(3): 19-25.
- [11] MOTRONI A, BUFFI A, NEPA P. A survey on indoor vehicle localization through RFID technology [J]. IEEE Access, 2021, 9: 17921-17942.
- [12] SHANG J. BLE complex environment location method and system based on machine learning algorithm [C]// Proceedings of 2022 4th International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacturing (AIAM). Hamburg, 2022: 62-65.
- [13] 贾博奇, 刘晓华, 许锋, 等. 基于低功耗蓝牙技术的智慧输液系统设计和应用 [J]. 中国医疗设备, 2022, 37(2): 121-124.
- JIA Boqi, LIU Xiaohua, XU Feng, et al. Design and application of the smart infusion monitoring based on the bluetooth of low energy [J]. Introduction of Journal of China Medical Devices, 2022, 37(2): 121-124 (in Chinese).
- [14] MA Y, ARSHAD S, MUNIRAJU S, et al. Location- and person-independent activity recognition with WiFi, deep neural networks, and reinforcement learning [J]. ACM Transactions on Internet of Things, 2021, 2(1): 1-25.
- [15] SHARMA A, LI J, MISHRA D, et al. Passive WiFi CSI sensing based machine learning framework for COVID-safe occupancy monitoring [C]// Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Montreal, 2021: 1-6.
- [16] 张大庆, 张扶桑, 吴丹, 等. 基于 CSI 的通信感知一体化设计: 问题、挑战和展望 [J]. 移动通信, 2022, 46(5): 9-16.
- ZHANG Daqing, ZHANG Fusang, WU Dan, et al. Design of CSI-based integrated sensing and communication: issues, challenges and prospects [J]. Mobile Communications, 2022, 46(5): 9-16 (in Chinese).
- [17] 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.
- [18] MA Y, ZHOU G, WANG S. WiFi sensing with channel state information: a survey [J]. ACM Computing Surveys, 2019, 52(3): 1-36.
- [19] LIU W, CHENG Q, DENG Z, et al. Survey on CSI-based indoor positioning systems and recent advances [C]// Proceedings of 2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Pisa, 2019: 1-8.
- [20] ROCAMORA J M, HO W H, MAK W M, et al. Survey of CSI fingerprinting-based indoor positioning and mobility tracking systems [J]. IET Signal Processing, 2020, 14(7): 407-419.
- [21] WANG Z, HUANG Z, ZHANG C, et al. CSI-based human sensing using model-based approaches: a survey [J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2021, 8(2): 510-523.
- [22] 孔金生, 李婧馨, 段鹏松, 等. 基于 Wi-Fi 信号的人

- 体身份识别算法研究综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(10): 246-257.
- KONG Jinsheng, LI Jingxin, DUAN Pengsong, et al. Survey of human identification algorithms based on Wi-Fi signal[J]. Computer Science, 2021, 48(10): 246-257(in Chinese).
- [23] 魏忠诚, 张新秋, 连彬, 等. 基于 Wi-Fi 信号的身份识别技术研究[J]. 物联网学报, 2021, 5(4): 107-119.
- WEI Zhongcheng, ZHANG Xinqiu, LIAN Bin, et al. A survey on Wi-Fi signal based identification technology[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2021, 5(4): 107-119(in Chinese).
- [24] XIE Y, LI Z, LI M. Precise power delay profiling with commodity WiFi[C]// Proceedings of 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Paris, 2015: 53-64.
- [25] ZOU H, ZHOU Y, YANG J, et al. FreeDetector: device-free occupancy detection with commodity wifi [C]// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Sensing, Communication and Networking (SECON Workshops). San Diego, 2017: 1-5.
- [26] SCHULZ M, WEGEMER D, HOLLICK M. The Nexmon firmware analysis and modification framework: empowering researchers to enhance Wi-Fi devices[J]. Computer Communications, 2018, 129: 269-285.
- [27] GRINGOLI F, SCHULZ M, LINK J, et al. Free your CSI: a channel state information extraction platform for modern Wi-Fi chipsets[C]// Proceedings of 13th International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization. New York, 2019: 21-28.
- [28] GRINGOLI F, COMINELLI M, BLANCO A, et al. AX-CSI: enabling CSI extraction on commercial 802.11ax Wi-Fi platforms [C]// Proceedings of 15th ACM Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization. New Orleans, 2022: 46-53.
- [29] HERNANDEZ S M, BULUT E. Performing WiFi sensing with off-the-shelf smartphones[C]// Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops). Austin, 2020: 1-3.
- [30] MAKWANA R, SHAIKH T. Touchless biometric user authentication using ESP32 WiFi module[C]// Proceedings of International Conference on Information Technology and Applications, ICITA 2021. Dubai, 2022: 527-537.
- [31] ATIF M, MURALIDHARAN S, KO H, et al. Wi-ESP—a tool for CSI-based device-free Wi-Fi sensing (DFWS)[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2020, 7(5): 644-656.
- [32] JIAO X, LIU W, MEHARI M, et al. Openwifi: a free and open-source IEEE802.11 SDR implementation on SoC [C]// Proceedings of 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring). Antwerp, 2020: 1-2.
- [33] JIANG Z, LUAN T H, REN X, et al. Eliminating the barriers: demystifying Wi-Fi baseband design and introducing the picoscenes Wi-Fi sensing platform[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 9(6): 4476-4496.
- [34] XIONG J, JAMIESON K. ArrayTrack: a fine-grained indoor location system [C]// Proceedings of 10th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 13). Lombard, 2013: 71-84.
- [35] KOTARU M, JOSHI K, BHARADIA D, et al. SpotFi: decimeter level localization using WiFi[C]// Proceedings of 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication. London, 2015: 269-282.
- [36] WANG J, TIAN Z, YANG X, et al. TWPalo: through-the-wall passive localization of moving human with Wi-Fi [J]. Computer Communications, 2020, 157(2): 284-297.
- [37] SEN S, KIM D, LAROCHE S, et al. Bringing CUPID indoor positioning system to practice[C]// Proceedings of 24th International Conference on World Wide Web. Florence, 2015: 938-948.
- [38] VASISHT D, KUMAR S, KATABI D. Decimeter-level localization with a single WiFi access point[C]// Proceedings of 13th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI). Santa Clara, 2016: 165-178.
- [39] CHAPRE Y, IGUNJATOVIC A, SENEVIRATNE A, et al. CSI-MIMO: indoor Wi-Fi fingerprinting system [C]// Proceedings of 39th Annual IEEE Conference on Local Computer Networks. Edmonton, 2014: 202-209.
- [40] WANG X, GAO L, MAO S, et al. CSI-based fingerprinting for indoor localization: a deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 66(1): 763-776.
- [41] WU Z, XU Q, LI J, et al. Passive indoor localization based on CSI and naive Bayes classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 48(9): 1566-1577.
- [42] 党小超, 汝春瑞, 郝占军. 基于 CSI 与 SVM 回归的室内定位方法[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(5): 853-861.
- DANG Xiaochao, RU Chunrui, HAO Zhanjun. An

- indoor positioning method based on CSI and SVM regression [J]. *Computer Engineering & Science*, 2021, 43(5): 853-861(in Chinese).
- [43] SHI C, LIU J, LIU H, et al. Smart user authentication through actuation of daily activities leveraging WiFi-enabled IoT[C]// *Proceedings of 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. Chennai, 2017: 1-10.
- [44] WU X, CHU Z, YANG P, et al. TW-See: human activity recognition through the wall with commodity Wi-Fi devices[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 68(1): 306-319.
- [45] 吴哲夫, 龚振刚, 龚树凤, 等. 基于信道状态信息的驾驶员动作检测[J]. *传感技术学报*, 2020, 33(12): 1808-1813.
- WU Zhefu, GONG Zhengang, GONG Shufeng, et al. Driver motion detection based on channel state information[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2020, 33(12): 1808-1813(in Chinese).
- [46] SHAHZAD M, ZHANG S. Augmenting user identification with WiFi based gesture recognition[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(3): 1-27.
- [47] MENG W, CHEN X, CUI W, et al. WiHGR: a robust WiFi-based human gesture recognition system via sparse recovery and modified attention-based BGRU[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 9(12): 10272-10282.
- [48] 陶志勇, 陈露, 刘影, 等. LipSense: 基于 CSI 相位差的自适应唇语识别方法[J]. *传感技术学报*, 2023, 36(3): 419-426.
- TAO Zhiyong, CHEN Lu, LIU Ying, et al. LipSense: adaptive lip motion recognition method based on CSI phase difference[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2023, 36(3): 419-426(in Chinese).
- [49] MENG Y, LI J, ZHU H, et al. Revealing your mobile password via WiFi signals: attacks and countermeasures[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 19(2): 432-449.
- [50] CAO X, CHEN B, ZHAO Y. Wi-Wri: fine-grained writing recognition using Wi-Fi signals [C]// *Proceedings of 2016 IEEE Trustcom/BigDataSE/ISPA*. Tianjin, 2016: 1366-1373.
- [51] BASTWESY M R, KAI K, CHOI H, et al. Wi-Nod: head nodding recognition by Wi-Fi CSI toward communicative support for quadriplegics[C]// *Proceedings of 2023 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Glasgow, 2023: 1-6.
- [52] BAHADORI N, ASHDOWN J, RESTUCCIA F. ReWiS: reliable Wi-Fi sensing through few-shot multi-antenna multi-receiver CSI learning [C]// *Proceedings of 2022 IEEE 23rd International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM)*. Belfast, 2022: 50-59.
- [53] MENEGHELLO F, GARLISI D, DAL FABBRO N, et al. SHARP: environment and person independent activity recognition with commodity IEEE 802.11 access points[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, 22(10): 6160-6175.
- [54] LIU X, CAO J, TANG S, et al. Wi-Sleep: contactless sleep monitoring via WiFi signals[C]// *Proceedings of 2014 IEEE Real-Time Systems Symposium*. IEEE, 2014: 346-355.
- [55] WANG H, ZHANG D, MA J, et al. Human respiration detection with commodity WiFi devices: do user location and body orientation matter? [C]// *Proceedings of 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*. Heidelberg, 2016: 25-36.
- [56] 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): 1-23.
- [57] LEE S, PARK Y D, SUH Y J, et al. Design and implementation of monitoring system for breathing and heart rate pattern using WiFi signals [C]// *Proceedings of 2018 15th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)*. Las Vegas, 2018: 1-7.
- [58] CHEN C Y, HSIAO A H, CHIU C, et al. Contactless transfer learning based apnea detection system for Wi-Fi CSI networks[C]// *Proceedings of 2022 IEEE 33rd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*. Kyoto, 2022: 788-793.
- [59] LIU M, LIN Z, XIAO P, et al. Human biometric signals monitoring based on WiFi channel state information using deep learning[J]. *arXiv preprint arXiv: 220303980*, 2022.
- [60] ZHOU R, LU X, FU Y, et al. Device-free crowd counting with WiFi channel state information and deep neural networks[J]. *Wireless Networks*, 2020, 26(5): 3495-3506.
- [61] CHOI H, MATSUI T, MISAKI S, et al. Simultaneous crowd estimation in counting and localization using WiFi CSI[C]// *Proceedings of 2021 International Conference*



- on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Lloret de Mar, 2021: 1-8.
- [62] BRENA R F, ESCUDERO E, VARGAS-ROSALES C, et al. Device-free crowd counting using multi-link Wi-Fi CSI descriptors in Doppler spectrum[J]. *Electronics*, 2021, 10(3): 315.
- [63] ZENG Y, PATHAK P H, MOHAPATRA P. WiWho: WiFi-based person identification in smart spaces[C]// *Proceedings of 2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*. Vienna, 2016: 1-12.
- [64] WANG F, HAN J, LIN F, et al. WiPIN: operation-free passive person identification using Wi-Fi signals [C]// *Proceedings of 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. Waikoloa, 2019: 1-6.
- [65] CAO Y, ZHOU Z, ZHU C, et al. A lightweight deep learning algorithm for WiFi-based identity recognition[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(24): 17449-17459.
- [66] GUO Y, YAN J. A CSI based localization and identification recognition algorithm using multi-task learning and deep residual shrinkage network [C]// *Proceedings of 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology (ICCT)*. Nanjing, 2022: 1770-1776.
- [67] YANG Y J, CHAO C M, YE H C C, et al. WFID: driver identity recognition based on Wi-Fi signals[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 72(1): 679-688.
- [68] KONG H, LU L, YU J, et al. FingerPass: finger gesture-based continuous user authentication for smart homes using commodity WiFi[C]// *Proceedings of 20th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. New York, 2019: 201-210.
- [69] ZHANG R, WU S, JIANG C, et al. WirelessID: device-free human identification using gesture signatures in CSI [C]// *Proceedings of 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall)*. Nanjing, 2021: 1-4.
- [70] OHARA K, MAEKAWA T, MATSUSHITA Y. Detecting state changes of indoor everyday objects using Wi-Fi channel state information[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 1-28.
- [71] MA H, ZHANG Y, HONG X, et al. A method of identifying water level information through WiFi signal[C]// *Proceedings of 2021 Photonics & Electromagnetics Research Symposium (PIERS)*. Hangzhou, 2021: 1739-1744.
- [72] LIU Y, JIANG L, KONG L, et al. Wi-Fruit: see through fruits with smart devices[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(4): 1-29.
- [73] TAN S, YANG J. Object sensing for fruit ripeness detection using WiFi signals [J]. *arXiv preprint arXiv: 210600860*, 2021.
- [74] ZHOU B, CHEN Z, GONG Z, et al. Detection of suspicious objects concealed by walking pedestrians using WiFi[C]// *Proceedings of 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Seoul, 2020: 1-6.
- [75] ZHENG Y, ZHANG Y, QIAN K, et al. Zero-effort cross-domain gesture recognition with Wi-Fi[C]// *Proceedings of 17th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. Seoul, 2019: 313-325.
- [76] GUO L, WANG L, LIN C, et al. Wiar: a public dataset for WiFi-based activity recognition[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 154935-154945.
- [77] BRINKE J K, MERATNIA N. Dataset: channel state information for different activities, participants and days[C]// *Proceedings of 2nd Workshop on Data Acquisition to Analysis*. New York, 2019: 61-64.
- [78] WANG F, FENG J, ZHAO Y, et al. Joint activity recognition and indoor localization with WiFi fingerprints[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 80058-80068.
- [79] ALSAIFY B A, ALMAZARI M M, ALAZRAI R, et al. A dataset for Wi-Fi-based human activity recognition in line-of-sight and non-line-of-sight indoor environments[J]. *Data in Brief*, 2020, 33: 106534.
- [80] ALAZRAI R, AWAD A, ALSAIFY B A, et al. A dataset for Wi-Fi-based human-to-human interaction recognition[J]. *Data in Brief*, 2020, 31: 105668.
- [81] SHI C, LIU J, BORODINOV N, et al. Towards environment-independent behavior-based user authentication using WiFi[C]// *Proceedings of 2020 IEEE 17th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*. Delhi, 2020: 666-674.
- [82] MOSHIRI P F, SHAHBAZIAN R, NABATI M, et al. A CSI-based human activity recognition using deep learning[J]. *Sensors*, 2021, 21(21): 7225.
- [83] GASSNER A, MUSAT C, RUSU A, et al. OpenCSI: an open-source dataset for indoor localization using CSI-based fingerprinting[J]. *arXiv preprint arXiv: 210407963*, 2021.
- [84] KHOROV E, KUREEV A, MOLODTSOV V. FIND: an SDR-based tool for fine indoor localization [J]. *arXiv preprint arXiv: 210305329*, 2021.

- [85] ZHURAVCHAK A, KAPSHII O, POURNARAS E. Human activity recognition based on Wi-Fi CSI data-a deep neural network approach[J]. *Procedia Computer Science*, 2022, 198: 59-66.
- [86] YANG J, CHEN X, ZOU H, et al. EfficientFi: toward large-scale lightweight WiFi sensing via CSI compression[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(15): 13086-13095.
- [87] COMINELLI M, GRINGOLI F, RESTUCCIA F. Exploiting the CSI: a systematic investigation of CSI-based Wi-Fi sensing capabilities and limitations[C]// *Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*. Delhi, 2023: 81-90.
- [88] GALDINO I, SOTO J C, CABALLERO E, et al. eHealth CSI: a Wi-Fi CSI dataset of human activities [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 71003-71012.

(编辑:孟彬)