已被 IEEE PerCom 2023 会议论文集录用发表

揭示信道状态信息：系统性研究基于 CSI 的 Wi-Fi 感知能力与局限性

Marco Cominelli*†、Francesco Gringoli*† 和 Francesco Restuccia‡

* 意大利国家电信大学间联盟（CNIT），意大利
† 信息工程系，布雷西亚大学，意大利
‡ 无线物联网研究所，东北大学，美国 电子邮箱：{marco.cominelli、francesco.gringoli}@unibs.it，frestuc@northeastern.edu

arXiv:2302.00992v1 [cs.NI] 2 Feb 2023

摘要——**得益于 Wi-Fi 热点的普及部署，基于信道状态信息（CSI）的 Wi-Fi 感知有望在医疗保健、安全和娱乐等众多领域催生颠覆性应用。然而，尽管 Wi-Fi 感知已得到十年的积极研究，现有大多数工作仍只考虑传统的 IEEE 802.11n 设备，而且往往局限于特定且严格受控的环境。更为重要的是，人们对现代 Wi-Fi 特性（例如 160 MHz 带宽、多输入多输出（MIMO）传输，以及 IEEE 802.11ax（Wi-Fi 6）中提升的频谱分辨率）对基于 CSI 的感知所产生的影响，仍缺乏根本性的认识。本研究旨在阐明 Wi-Fi 6 特性对感知性能的影响，并为未来的 Wi-Fi 感知研究建立基准。为此，我们使用 Wi-Fi 6 信号开展了大规模 CSI 数据采集活动，涉及 3 名参与者、3 种环境和 12 项活动。我们发布的 80 GB 数据集包含来自三台采集设备的近两小时 CSI 数据，并附有通过视频录制获得的匿名化真实标注。我们利用该数据集，剖析了最先进的感知框架在不同环境和参与者中的性能。主要发现表明：（i）与更大的带宽相比，MIMO 传输和更高的频谱分辨率可能对感知应用更有益；（ii）亟需对 Wi-Fi 感知研究进行标准化，因为通向真正环境无关框架的道路仍不明朗。为提高实验的可复现性，并弥补当前 Wi-Fi 6 CSI 数据集的缺失，我们向研究社区开放了这一 80 GB 数据集。**

一、引言

那是在 20 世纪 90 年代末，Vic Hayes 首次提出了无线网络国际标准的概念——ing（该标准后来于 1997年 成为 IEEE 802.11，也称为 Wi-Fi）。最初，Wi-Fi 原本应作为一种低速率的以太网替代方案，支持最高 2 Mbit/s 的连接速率。如今，Wi-Fi 无疑已成为有史以来应用最广泛的无线技术之一，可在家庭、办公室、大学校园、公园、机场和购物中心提供最高 14 Gbit/s 的连接速率，等等 [1]。这一爆炸式增长的有力证明是：预计到 2023 [2], , Wi-Fi 6 热点数量将增加 13 倍，而全球 Wi-Fi 经济规模有望在两年内增加 1.5 万亿美元 [3]。

除了提供连接功能外，Wi-Fi 信号还可以用作精细的“雷达”脉冲，以感知周围发生的事情 [4]。最受欢迎的技术之一是基于信道状态信息（CSI）的感知，旨在捕捉信道频率

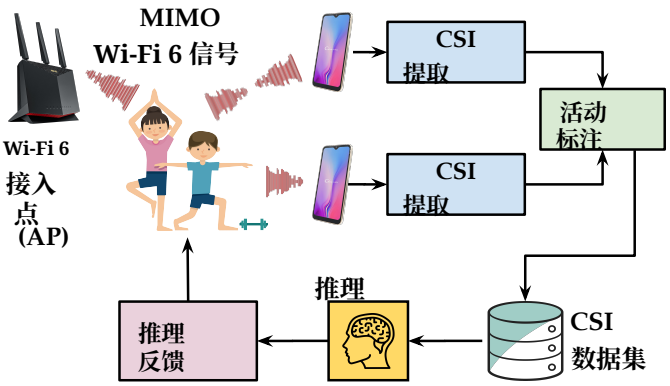


图 1：展示基于 CSI 的 Wi-Fi 感知框架如何用于人体活动识别（HAR）应用的示例。

响应（CFR）因 Wi-Fi 节点之间存在障碍物而产生的变化，例如相位差 [5] 或多普勒频移 [6]。CFR 中细微的变化可通过导频符号 [7] 进行估算，并用于对感兴趣的现象进行分类，例如人体活动识别（HAR） [8]–[11],人员检测与身份识别 [12]–[14]，人体姿态跟踪 [15], [16], 行李跟踪 [17] 以及呼吸监测 [18]，等 [19]–[21]。图 1 展示了 HAR 场景中的一个示例：基于CSI的感知框架会跟踪用户的健身活动，并发送相应的建议，以调整每日活动量。然而，尽管该领域的研究蓬勃发展，我们仍发现了一些关键问题，长远来看，这些问题可能会阻碍基于 CSI 的感知充分发挥其潜力。

关键研究问题

传统信道状态信息信号。 自 2013 [22], CSI-based sensing领域开创性的“用 WiFi 看穿墙壁！”论文发表以来，基于信道状态信息的感知已受到大量研究工作的关注（见第二节）。然而，目前大多数研究仍基于传统的 802.11n 平台，无法捕捉更新标准中的关键创新，例如更宽的信道（最高可达 160 MHz 带宽）和更多的子载波（每根天线、每个空间流最高可达 2048 个）。作为参照，802.11n 与 802.11ax 之间信道状态信息维度的增幅，大约是 PAL 制式视频与 8K 分辨率视频之间像素数量增幅的十倍。

缺乏全面深入的研究。尽管新版本 Wi-Fi 提供了前所未有的感知可能性，但目前仍缺乏针对现代特性是否、何时以及如何能够改善或损害基于 CSI 的感知性能的系统性研究。例如，更宽的带宽或多输入多输出（MIMO）传输甚至可能使现有系统性能下降，因为它们可能在感知框架中引入更多噪声或流间干扰。鉴于 IEEE 802.11bf 工作组（TG）近期开展的标准化工作，实现这一基础性理解变得至关重要。该工作组成立于 2020年9月，旨在让普通路由器支持 Wi-Fi 感知 [23]。

信道状态信息数据集匮乏。截至2022年10月，社区可用的信道状态信息数据集寥寥无几（见第II节）。收集大量信道状态信息数据并准备可直接使用的带标签数据集，是一项繁琐的工作，需要投入大量精力并使用专门的软件工具 [24]–[28]，，如第II节所述。遗憾的是，这导致一些作者不愿分享自己的信道状态信息数据集，阻碍了突破性创新，更重要的是，妨碍了研究成果的可复现性。而在计算机视觉（CV）等更成熟的领域，情况并非如此；COCO [29] 和ImageNet [30] 等大规模数据集多年来一直向研究社区开放 8+。

创新贡献总结

- 我们首次全面探究了使用802.11ax（Wi-Fi 6）信号进行基于 CSI 的 Wi-Fi 感知的能力与局限性，下文简称为*CSI*感知。鉴于其重要性，我们将研究聚焦于人体活动识别（HAR），这是迄今为止CSI感知领域研究最深入的问题 [19]。具体而言，我们研究了一个针对十二种不同活动的人体活动识别问题（见表V）。为收集分析所需的数据，我们开展了大规模数据采集活动，涉及三名受试者和三种不同的室内环境，详见第IV-C节。实验使用一台 Wi-Fi 6 发射器和三个信道状态信息采集器；每个信道状态信息最多可提取8192个数据点，即旧版 802.11n 系统提取的数据点数量（通常每个信道状态信息为30个）的250多倍。此外，信道状态信息数据与匿名视频真值同步；该真值通过网络摄像头记录活动，并通过构建执行活动的受试者的3D 模型进行匿名化。据我们所知，这是首个面向*Wi-Fi 6*系统的信道状态信息数据集，也是首个引入基于视频的真实标签生成的数据集。
- 我们利用数据集剖析可用带宽、子载波间隔和天线数量对 CSI 感知性能的影响。为此，我们在改变这些参数的同时，测试了近期提出的框架之一 SHARP [6],的性能。我们还评估了该系统在不同受试者和环境下的泛化性能。主要发现是，增加天线数量并缩小子载波间隔能够显著提升感知性能，而扩大带宽带来的提升则微乎其微。除了为无线通信研究群体提供参考之外，我们期望我们的结果能为 *IEEE 802.11bf* 的持续标准化工作提供参考。
- 为确保完全可复现，并用于基准测试，我们向研究社区发布带标签的 CSI 数据集，其中包括经过匿名化处理的真实标注视频，数据总量约为 80 GB。[1] 除了开展“纯粹”的 *CSI* 感知研究，我们还希望该数据集能用于推动计算机视觉与 *CSI* 感知交叉领域的新研究。

表 I：近年来（过去 3 年）部分基于 CSI 的 Wi-Fi 感知研究（A = 活动识别，G =手势识别）的非详尽列表。

名称（年份）	802.11	Task	方法
WiAR [31](2019年)	n	A	传统机器学习
Widar 3.0 [10] (2019年)	n	G	卷积神经网络 + 门控循环单元
RF-Net [32](2020年)	n	A	长短期记忆网络 +元学习
OneFi [11](2021年)	n	G	单次学习
ReWiS [33] (2022年)	ac	A	少样本学习
SHARP [6] (2022年)	ac	A	卷积神经网络（Inception v4）

表 II：适用于商用硬件的常用信道状态信息提取工具。

信道状态信息提取器	802.11	信道状态信息点
802.11n CSI工具 [24]	n	30
Atheros 信道状态信息工具 [25]	n	56
Nexmon CSI [26]	ac	最多 4096
PicoScenes [27]	ax	最多 7968
AX-CSI [28]	ax	最多 32768

II. 相关工作

CSI 感知领域随着 CSI 提取工具（即能够帮助研究人员从商用 Wi-Fi 设备中提取 CSI 数据的软件）的开发而兴起。在过去十年间，CSI 感知被提出用于各种应用；其中最引人注目的包括人员检测与身份识别 [12]–[14], 定位 [34],行李跟踪 [17],以及人体姿态跟踪 [15], [16],，此前的大多数研究活动都聚焦于人体活动和手势识别 [8]–[11], [35]。这些应用极具吸引力，因此 IEEE 802.11bf 工作组目前正致力于确定对现有 Wi-Fi 标准进行适当修改的方案，以增强符合802.11标准的设备的感知能力 [36]–[38]。表 I 总结了近期（即三年以内）与本文工作最相关的一些方法，以下将简要回顾这些方法。有关该主题的优秀综述论文，请参阅 [19]–[21] 。表 II 列出了目前最常见的 CSI 提取工具。

WiAR [31] 是一个基于802.11n CSI工具的人体活动识别框架。WiAR数据集包含来自三名受试者在三种不同环境中的十六种活动，但它是使用传统的 802.11n 信号采集的。作者测试了七种传统深度学习（DL）算法的准确率，

[1]请参阅 https://github.com/ansresearch/exposing-the-csi

在识别16种活动时，准确率最高可达90%。基于相同的CSI提取工具，RF-Net [32] 提出了一种使用长短期记忆网络（LSTM）层的人体活动识别框架。然而，该方法仅在包含四种活动的数据集上进行评估，因此其研究结果难以广泛泛化。在手势识别方面，Widar 3.0 [10] 和OneFi [11]分别使用802.11n 信号采集了包含6种和40种不同手势的数据集。Widar 3.0从信道状态信息中推导出身体速度剖面（BVP），并在框架架构中引入门控循环单元（GRU），以提升泛化能力和感知性能。另一方面，OneFi提出了一种基于单次学习（OSL）的方法，只需一个（或少量）带标签的样本，即可识别此前未见过的手势。然而，尽管Widar 3.0数据集目前可在线获取，OneFi的作者在收到联系后回复称，他们暂无计划向社区发布其数据集，因此其研究结果最终无法复现。

尽管 Nexmon CSI 于 2019年 发布，但在 802.11ac 背景下研究人体活动识别的工作寥寥无几。其中，SHARP [6] 提出了一种基于信道状态信息中的多普勒频移估计的技术。其思路是，多普勒频移不受特定环境中的静态物体影响。作者声称，所提出的技术不受人员和环境影响，平均准确率为95%。最后，ReWiS [33] 是一个基于信道状态信息进行人体活动识别的框架，采用少样本学习（FSL）来实现对不同环境的泛化。尽管作者公开了代码和数据集，但其考虑的活动仅有四种。

讨论。我们发现，目前可用的公开 CSI 数据集存在一系列问题：**（i）**不同研究考虑的活动各不相同；**（ii）**许多研究考虑的活动数量有限（通常少于 8 种）；**（iii）**许多论文只使用自己的数据集测试其实现；**（iv）**一些公开数据集仍使用 Intel 5300 芯片组，每个信道状态信息仅包含 30 个子载波，且 Intel 已停产该芯片组；**（v）**无法“直观地”评估活动是如何完成的；**（vi）**没有真实标注将活动执行过程中的确切时刻与相应的信道状态信息关联起来。经过大量探索，我们未能找到一篇严谨研究不同 Wi-Fi 标准所带来限制与权衡的论文。

研究 Wi-Fi 信号的不同特征如何影响 CSI 感知时，会引出许多值得探讨的问题。例如，信道带宽增大是否会提高感知精度？如果考虑 802.11ax 较小的子载波间隔，又会怎样？据我们所知，本文首次探讨了这些问题。

III. CSI 感知背景

对于通信而言，CSI 是 Wi-Fi 的关键要素，因为它是对频率选择性信道上接收到的宽带通信信号进行正确均衡的最简单方法之一。本节将简要回顾 CSI 测量的背景基础。

表 III：不同 Wi-Fi 标准的最大信道带宽和 OFDM 子载波间隔比较。

IEEE 标准	最大带宽	子载波间隔
802.11n（2009年）	40 兆赫	312.5 千赫
802.11ac（2013年）	160 MHz	312.5 千赫
802.11ax（2021年）	160 MHz	78.125 kHz

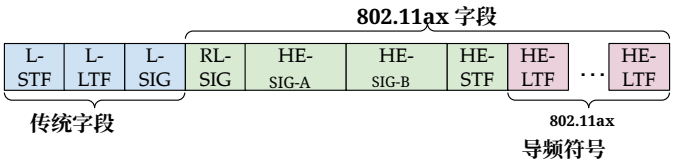


图 2：802.11ax 中的物理层帧。

*A. Wi-Fi*物理层背景

自 IEEE 802.11a/n 以来，正交频分复用（OFDM）一直是 Wi-Fi 的核心，适用于 2.4 GHz、5 GHz，如今甚至还包括 6 GHz。虽然 Wi-Fi 6 引入了正交频分多址（OFDMA），以便在多个用户之间复用数据，但 CSI 是从 Wi-Fi 前导码中采用 OFDM 调制的训练符号开始计算的。因此，我们在此概述 OFDM 的基本概念，并请感兴趣的读者参阅 [1]，了解关于 802.11ax 中 OFDMA 的完整教程。

OFDM收发器会根据 (i) 可用带宽和 (ii) 相邻子信道之间的频率间隔，将宽带信道划分为W 正交子信道。表 III 对比了不同 Wi-Fi 版本所支持的最大信道带宽和最小子载波间隔。例如，802.11n 设备在 40 MHz 信道上最多支持$W = 128$ 个 OFDM子载波，而 802.11ax 系统则可在 160 MHz 信道中容纳 $W = 2048$ 个子载波。

OFDM 系统将多组发送比特映射到 W'符号上，并使用传统调制技术（例如 64-QAM）将每个符号用于调制不同的 OFDM 子载波。一般而言， $W' < W$ 因为某些子载波被保留用于传输导频音，或被强制置零（例如保护带），但下文将不再区分 W 和W'，因为此时所有子载波都在单个 OFDM 符号内传输。在时间 $t \in [kT,\ (k+1)\ T)$ 以时长 T传输的 k^{th} OFDM 符号 x_k可描述为：

$$x_k(t) = \sum_{w=1}^{W} a_{w,k} \exp\left[j2\pi \left(f_c + \frac{f_w}{T} \right) t \right], \qquad (1)$$

其中，$a_{w,\ k} \in \mathbb{C}$ 是调制 k^{th} 符号的第 w^{th}个子载波的星座点， f_w 是 wth 子载波的基带频率， f_c 是 Wi-Fi 信道的中心频率。

图 2 展示了 802.11ax 物理层（PHY）帧的前导码。开头包含训练字段，用于

向后兼容旧版 Wi-Fi 标准。具体而言，传统短训练字段（L-STF）和传统长训练字段（L-LTF）用于帧同步，而传统信号字段（L-SIG）用于计算帧时长。为简化 802.11ax 帧检测，前导码中的 HE 部分以重复 L-SIG 字段（称为 RL-SIG）开头，后接 HE-SIG-A。后者指示调制与编码方案（MCS）、带宽以及所用空间流的数量等信息，而 HE-SIG-B 则包含 OFDMA 资源分配和资源块特定信息。最后，物理层帧前导码后接一组 HE-LTF 导频符号，用于估计信道频率响应（CFR），下文将对此进行说明。

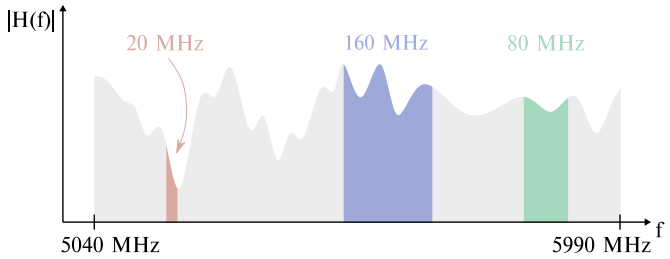


图 3：5 GHz ISM 频段概览，并按比例展示不同的带宽。许多最先进的研究仍然只考虑 20 兆赫带宽。

B. 信道状态信息的数学定义

考虑一个包含 W个子载波的 OFDM 通信系统。下文中，我们聚焦于一个特定符号，因此可以省略索引 k，简化记法。给定一个 OFDM 符号，我们可以将式 (1) 表示为调制系数向量 $\mathbf{x} = [a_1, \ldots, a_W]$与一个包含所有复指数且与符号无关的向量的乘积。于是，发射信号$\mathbf{x} \in \mathbb{C}^W$ 与接收信号 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^W$ 之间的关系为：

$$\mathbf{y} = \mathbf{H} \circ \mathbf{x}, \tag{2}$$

其中，$\mathbf{H} \in \mathbb{C}^W$ 是宽带无线信道的频率响应，$\circ$ 是 Hadamard 乘积，即逐元素乘积。

由于 OFDM 信道通常具有频率选择性，接收器需要估计其影响，以便对接收信号进行正确均衡。信道状态信息 $\mathcal{H} \in \mathbb{C}^W$ 是信道响应$\mathbf{H}$ 的量化近似值，由接收器使用图 2 中 Wi-Fi前导码的高效长训练字段符号计算得出，具体如规范 [7]所述。利用信道状态信息，接收器可以对式 (2) 求逆，以均衡接收信号，最终恢复原始发射信号：

$$\mathbf{x} \simeq \mathcal{H}^{-1} \circ \mathbf{y}. \tag{3}$$

我们在讨论中省略空间复用，因为我们的实验不会涉及多流传输。不过，我们将考虑接收器具有 $N > 1$ 根天线的情况。在这种情况下，只需对从 1 到 N 的每根接收天线计算 $\mathbf{y}_i\, i$，即可轻松推广公式（2）和（3）。这意味着，我们可以从一次传输中同时测量 N 个不同的信道状态信息 $\mathcal{H}_i$。

讨论。显然，天线数量、信道带宽和子载波间隔都是影响最终信道状态信息的关键参数。图 3 按比例直观展示了 20 MHz 与 160 MHz 系统之间的带宽差异；我们还要指出，大多数相关文献只考虑了较小的带宽。然而，除了“数据越多越好”这一显而易见的直觉外，还有更深层的意义促使我们在 CSI 感知应用中考虑更大的带宽和更高的频率分辨率。与信道状态信息相关的特定干扰模式，是多个副本在接收器处叠加产生的，这些副本来自信号（多径传播）。通过信道状态信息在频域测得的无线信道特性，也可以通过信道的脉冲响应在时域等效地描述。我们回顾一下傅里叶变换的一项基本性质：给定一个随时间变化的信号$x(t)$，其中时间为 t，其傅里叶变换为 $X(f)$，是频率 f的函数，则

$$x(t-\tau) \overset{\mathcal{F}}{\longleftrightarrow} X(f) \cdot \exp\left(-j2\pi f\tau\right), \tag{4}$$

其中，$\mathcal{F}$ 表示傅里叶变换算子，τ 表示时延。根据公式（4）以及傅里叶变换本身的线性性质，可以很容易地证明，在不同 τ'处接收到 Wi-Fi 信号的多个副本（例如由于多径造成）会在频域中转化为复指数的组合。由此可知，更宽的 CSI 带宽有助于区分较低频率的复指数，即有助于区分到达时间接近第一个路径的路径；而更高的频谱分辨率则有助于检测较高频率的复指数，即时延更大的多径分量。

IV. 方法

在这项工作中，我们希望提出一个用于采集和处理 CSI 的框架，以系统地评估 Wi-Fi 感知的能力和局限性。在介绍实验设置之前，我们必须先明确分析中考虑的变量。在本研究中，我们计划通过改变 CSI 的三个关键属性来评估 Wi-Fi 感知系统的性能：i）带宽，范围为 20 MHz 至 160 MHz；ii）子载波间隔（802.11ac 为 312.5 kHz，802.11ax 为 78.125 kHz）；iii）接收天线的数量（从一根到四根）。

A. 硬件选择与测试平台搭建

任何基于 CSI 的感知框架的基本构成单元都是 CSI 采集器，即用于测量 CSI 的设备。在这项工作中，我们选择 AX-CSI 工具，因为它支持最新的 802.11ax 标准，带宽最高可达 160 MHz，并支持 4×4 MIMO 传输 [28]。

我们的测试平台由四台 Asus RT-AX86U 路由器组成，它们连接在一起构成一个局域网 (LAN)，并由一台主机笔记本电脑控制。在实验期间，其中一台路由器使用

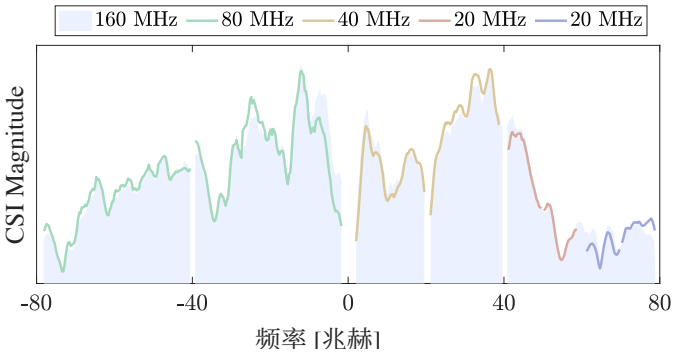


图 4：不同子信道的信道状态信息代表同一信道响应的不同部分。

AX-CSI 的注入功能以恒定速率生成虚假 Wi-Fi 流量。其他三台路由器（我们也称之为监测器）执行感知，即从接收到的虚假 Wi-Fi 帧中提取相应的信道状态信息。我们将此测试平台部署在不同环境中，以开展后续章节详细介绍的数据采集活动。

使用多天线 160 MHz 802.11ax 传输时，CSI 数据的增长速度非常快；因此，在每个监测器上存储 CSI 可能成本高昂且效率低下。因此，提取的 CSI 数据会通过 LAN 转发到主机笔记本电脑。随后，原始数据会作为 pcap 文件存储在外部存储设备上。

B. 初步分析

在收集数据集之前，我们会验证 CSI 的两个关键属性。尽管这些属性直观易懂，但其解析推导超出了本文的范围。本节中，我们通过实验数据证明，这些直观属性在我们的测量中确实成立。

性质 *1*：宽带信道的信道状态信息等价于其窄带子信道的信道状态信息集合。我们在第 III 节中讨论了信道状态信息是信道频率响应的量化近似。不难看出，无论所测量的信道状态信息带宽是多少，其底层信道频率响应都不应发生变化。在图 4 中，我们展示了针对 160 MHz 信道测得的信道状态信息与其窄带子信道的信道状态信息完全重合（不可避免的噪声除外），从而证明了这一点。该结果使我们能够在每个场景中仅使用最宽带宽（即 160 MHz）进行一次实验。随后，只需考虑与这些窄带信道对应的 OFDM子载波子集，即可轻松推导出更窄信道的信道状态信息。

性质 *2*：*802.11ax* 和 *802.11ac* 系统测得的信道状态信息表示相同的底层信道频率响应。
参见表 III，较小的子载波间隔使 802.11ax 系统能够检测到信道状态信息中的更高频率分量，但总体行为确实等效。我们在图 5 中证明了这一点，图中展示了 802.11ac 和 802.11ax 系统在同一信道上测得的信道状态信息细节。这一结果使我们能够使用 802.11ax

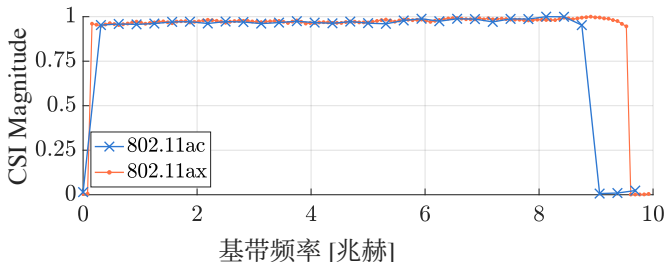


图 5：在同一信道上使用 802.11ac 和 802.11ax 系统测得的信道状态信息幅度（归一化）细节。

表 IV：实验场景概览。

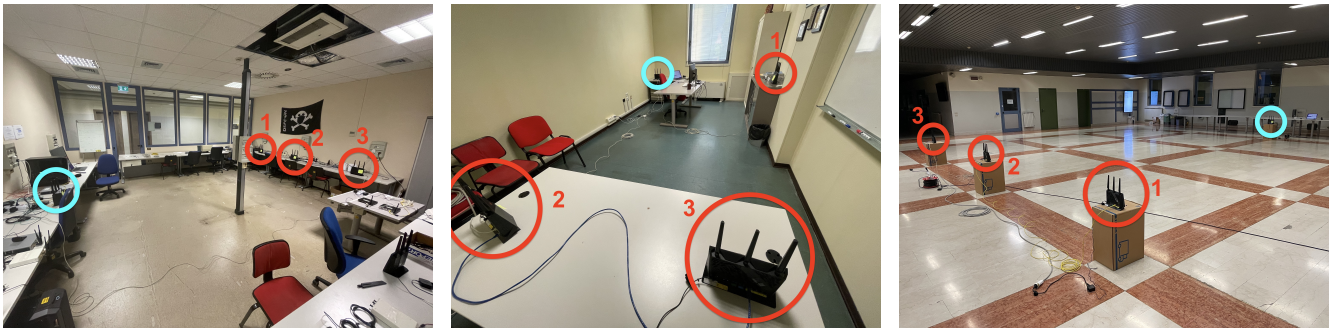
场景	候选人	环境	天数
S1	A	Lab	1
S2	B	Lab	1
S3	C	Lab	1
S4	A	Lab	1
S5	A	Lab	2
S6	A	办公室	2
S7	A	Hall	2

进行传输，然后在需要考虑 802.11ac 系统的信道状态信息时，对信道状态信息执行降采样操作。

C. 数据收集

我们的主要实验活动包括在 7 个不同的实验或<styled id='1'>场景中收集 CSI 数据。我们在表 IV 中列出了所考虑场景的完整清单，并讨论了具体选择这些场景的原因。首先，我们希望验证感知框架能否随时间推移，在<styled id='3'>同一环境中的同一人员上保持良好的工作效果；因此，我们在 S1、S4 和 S5 中收集了这类数据。请注意，S1 和 S4 是在同一天相隔数小时收集的，而 S5 的数据则是在一天后收集的。其次，我们希望验证感知框架能否推广到<styled id='5'>同一环境中的不同人员；在场景 S1、S2 和 S3 中获得的结果可以提供这方面的见解，这三个实验是在实验室中由三名不同的受试者完成的。第三，我们希望研究感知框架如何推广到<styled id='7'>同一人员所处的不同环境；用于评估这一特性的场景为 S5、S6 和 S7。总体而言，我们认为这七个场景构成了一个最简单但完整的案例集合，可用于评估任何基于 CSI 的感知框架最理想的特性。

在我们的实验中，我们考虑了三种不同的环境，如图6所示。这三种环境分别代表室内空间的不同典型“布局”：实验室 （图6a）代表中等大小的室内空间，即适合进行CSI感知的某种“平均”房间；办公室 （图6b）代表较小且杂物较多、多径反射丰富的空间；最后，大厅（图6c）代表较大的空间，多径较少，只有来自地板和天花板的多径除外。根据第IV-A节的讨论，我们在每种环境中部署了三个监测器和



(a) 实验室　(b) 办公室　(c) 大厅

图6：数据采集活动所考察环境的照片。发射器和三个接收器分别用蓝色和红色圆圈标出。

表V：我们数据采集活动中考察的12种活动列表。

A.	Walk	D.	坐着	G.	挥手	J.	擦拭
B.	Run	E.	空房间	H.	拍手	K.	深蹲
C.	Jump	F.	站姿	I.	躺下	L.	伸展

一个发射器，分别以图6中的红色和蓝色圆圈标出。我们认为有必要说明，场景S1至S5指的是同一个物理环境，并且在相应实验的整个期间，我们既没有移动接收器，也没有移动发射器。因此，可以放心地认为，信道可能发生的变化是由环境条件的自然变化造成的，而与设备的位置无关。

在每个场景中，我们邀请候选人进行 12 种不同的活动，并让每个监测器针对每种活动采集 80 秒的 CSI 数据。最终，我们的实验数据采集活动为每个监测器累计采集了两小时的 CSI 数据。候选人进行的活动分为静态活动（坐着、站姿）和动态活动（行走、挥手）；其中一些活动涉及适度的体育锻炼（跳跃、跑步），但我们选择的活动均适用于一般的办公室环境。完整的活动列表见表V。

另一项重要创新是录制与 CSI 数据同步的匿名视频真实标注。事实上，与特定活动相关的 CSI 数据通常缺乏对生成数据过程的充分描述，例如跳跃的频率或挥手时的具体动作。为解决这一问题，我们在受试者执行目标活动时用摄像机进行录制。这样，其他研究人员未来便能使用我们的数据集，并准确了解每段视频轨迹中的活动是如何进行的。此处，我们必须对视频录制与参与者的匿名性作出重要说明。受试者同意在实验期间接受视频录制；然而，他们的身份在公开数据集中均予以隐藏。事实上，公开数据集中的真实标注仅包含每帧少量关键点（对应受试者的关节），以及一个匿名的

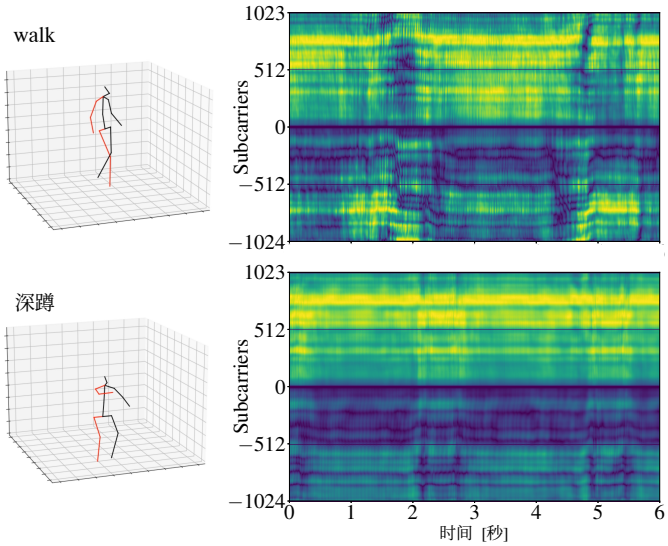


图7：从视频中提取的 3D 模型样本，以及对应活动的信道状态信息步行 和深蹲。

三维人物模型，该模型根据视频轨迹自动建模，呈现受试者的活动，如图 7 所示。为了根据视频数据自动重建三维人物模型，我们使用 VideoPose3D [39]，这是一款可在线获取的开源工具：https://github.com/facebookresearch/VideoPose3D。

最后，我们简要介绍如何将 CSI 数据与视频轨迹同步。在每次实验中，我们首先使用连接到主机笔记本电脑的网络摄像头开始录制视频。当发射器发送第一个 Wi-Fi帧时，会产生一个视听信号，并将其记录在视频轨迹中。我们假设这一时间也对应于同一帧的接收时间，因为室内环境中的传播时延相对于标准视频帧率（30 Hz）可以忽略不计。同样，在发送最后一个 Wi-Fi帧时，也会产生一个视听信号。这种方法无需搭建复杂的基础设施，即可轻松将 CSI 数据与视频轨迹同步，从而让任何有意使用常见真值数据扩充数据集的人都能更好地复现实验设置。

D. CSI数据结构

初步实验表明，使用原始 CSI 数据难以取得令人满意的结果，例如，使用来自同一目标活动的原始 CSI 序列训练卷积神经网络（CNN）。因此，将 CSI 整理为兼具信息量和可管理性的数据结构，是支持后续处理的基础。

我们回顾一下，每个 CSI数据点都可以表示为一个大小为 $W \times N$ 的复值矩阵，其中 W 是 OFDM子载波数量，N 是接收天线数量（为简化讨论，我们省略多个空间流）。我们沿“时间”维度堆叠 T 个连续的 CSI 数据点，形成一个大小为 $T \times W \times N$ 的三维张量。这种数据结构便于检索特定时刻对应的 CSI，也便于研究单个天线的 CSI 演变情况（例如图 7 中已展示的 CSI），或研究部分子载波上的 CSI 演变情况。

E. 活动识别框架

在前面的章节中，我们介绍了如何系统地收集和存储大量与视频轨迹同步的 CSI 数据。此时，我们只缺少一个系统，用于评估 Wi-Fi 信号的不同特征（即带宽、OFDM子载波间隔和天线数量）如何影响 CSI感知性能。

在本文中，我们决定采用 SHARP[2]，，这是一种先进的开源系统，旨在实现不受人员和环境影响的活动识别。SHARP 是一个监督式深度学习框架，用于解决分类问题：它接收信道状态信息序列作为输入，并输出从训练时所用的可能活动集合中选出的一个活动。SHARP 的核心思想是先对原始 CSI 数据进行预处理，以提取所谓的多普勒向量。多普勒向量是一种特征，它不应受周围环境影响（与 CSI 不同），而只取决于不同 CSI 之间的 “ 变化 ”，因此也取决于正在监测的具体活动。详细介绍 SHARP 系统超出了本文的范围；有兴趣的读者可参阅原论文 [6] ，了解其理论与实现的更多细节。不过，我们在此说明，SHARP 的设计目标是适用于 80 兆赫 802.11ac 传输；因此，我们必须对部分预处理操作进行定制，以适应不同的子载波数量和更小的子载波间隔。

V. E实验结果

最后，我们介绍并讨论研究结果。我们再次强调，我们的首要研究目标是系统地探究 Wi-Fi 通信的不同参数如何影响感知性能。我们并未提出一种新颖的感知算法；相反，我们在为此任务构建的独立数据集上，研究了最新 Wi-Fi感知系统之一的性能。

这些结果可从广泛的角度进行分析和解读，工作量之大，以至于需要查看的数据量

[2]参见 https://github.com/signetlabdei/SHARP

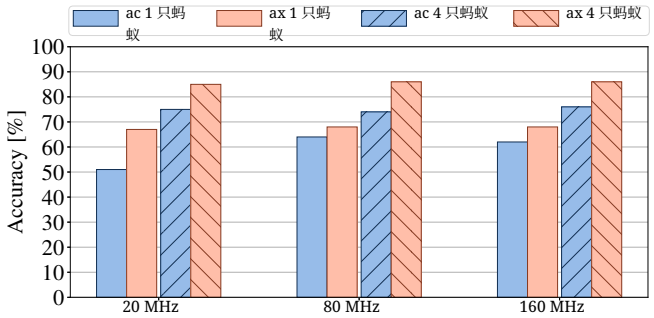


图 8：PE 实验中 5 项活动的平均分类准确率。我们使用 802.11ac 和 802.11ax 系统，在不同带宽以及 1 根和 4 根天线的配置下进行考察。

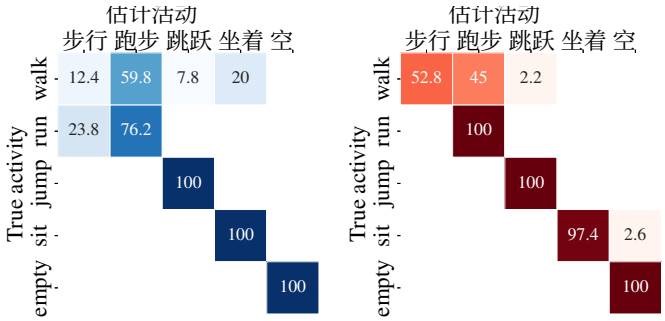
很快就会令人应接不暇。因此，受篇幅所限，我们仅呈现对分析结果的几种可能解读，并展示那些能为基于 CSI 的感知所涉及的基本问题提供最引人深思见解的结果。

A. 同一人、同一环境（PE）

我们首先分析系统在使用某一环境中某一人员的 CSI 数据进行训练，然后使用同一人员在同一环境中的不同数据进行测试时所获得的结果。这些结果构成了基线，之后可用于研究系统如何泛化到不同受试者和环境。为简便起见，我们将该实验标记为 PE（人员-环境）。

在图 8 中，我们展示了针对与原始 SHARP 工作中相同的五个目标类别（在表 V 中标记为 A 至 E），在表 I V 的场景 S1 至 S7 上得到的平均 PE 准确率。我们已经可以从这些结果中得出一些有趣的结论。首先，我们注意到，在固定带宽后，提高频谱分辨率和接收天线数量会提升分类准确率。无论带宽如何，这一影响都十分明显：从单天线 802.11ac 系统切换到四天线 802.11ax 系统时，分类准确率提高了 30% 至 40%。其次，很明显，CSI 带宽在所考虑的 CSI 感知应用中并不起主要作用，因为从 20 MHz 增加到 80 MHz 和 160 MHz 所带来的提升都很有限。我们推测，尽管更宽的带宽有助于更好地刻画通信信道，但在采用较小带宽时，人体运动的主要特征已经能够被检测到，且随着带宽增加，对这些特征的识别并不会得到改善。

图 8 中还有另一个值得注意的关键之处。我们回顾一下，原始 SHARP 论文中系统达到了 100% 的准确率，而在这里，即使在最佳情况下，准确率也仅接近 90%。为进一步探究这一差异，我们在图 9 中展示了两项不同实验的混淆矩阵。混淆矩阵清楚地显示，步行 和跑步之间的误分类率很高，而其他活动都能被完美检测到。从某种意义上说，这令人宽慰，因为这两种活动往往很难区分，尤其是



(a) 80 MHz，802.11ac，4 根天线　(b) 160 MHz，802.11ax，4 根天线

图9：PE 实验中 5 个类别的混淆矩阵。数值表示真实样本所占的百分比。

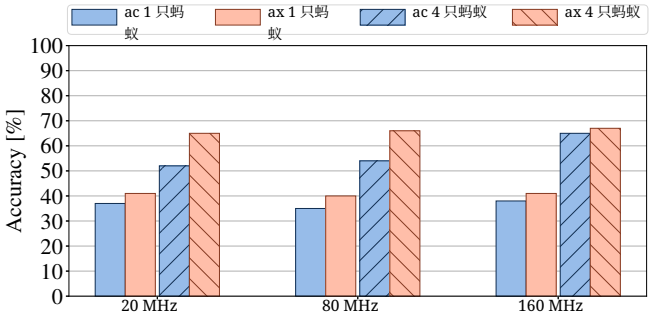


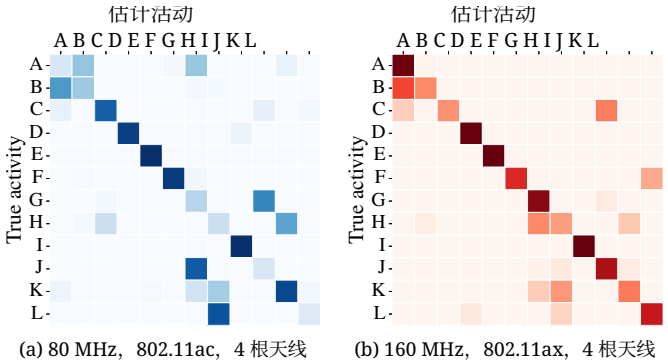
图10：PE 实验中 12 种活动的平均分类准确率。我们比较了使用 802.11ac 和 802.11ax 系统、配备 1 根和 4 根天线时不同带宽下的表现。

在室内环境中。值得注意的是，如果我们将步行 和跑步 这两个类别合并（例如，合为一个移动类别），那么我们的数据集分类准确率也能达到 100%。不过，这一考量也引出了一个重要问题：CSI 感知模型如何才能在不同设置以及同一实验的重复执行之间实现泛化?

另一个有趣的问题是，当我们考虑更多活动时，系统的性能如何。在图10中，我们展示了 PE 实验中 12 种不同活动的准确率。正如预期的那样，扩大目标活动集合会使总体准确率下降；不过，我们注意到，采用 802.11ax 传输并使用四根天线时，平均准确率仍高于 60%（需要指出的是，随机选择的准确率约为 8%）。这些结果几乎完全重现了我们此前讨论的 PE 实验（包含 5 个类别）的表现，唯一例外是使用 4 根天线进行 160 MHz 802.11ac 传输的情况：较大的带宽似乎使平均准确率略有提升。

我们在图11中报告了此次实验的两个混淆矩阵。我们观察到，这种情况下，步行 和跑步之间也存在明显的混淆。此外，我们还注意到一些活动类别之间存在有趣的误分类趋势，例如挥手 和擦拭之间的误分类是合理的，而拍手和深蹲之间的误分类则不太容易解释。

最后，由于我们在三个不同环境中进行了 PE 实验，我们不禁想问，感知性能是否在所有环境中都相同。在图12中，我们展示了



(a) 80 MHz，802.11ac，4 根天线　(b) 160 MHz，802.11ax，4 根天线

图11：PE 实验中 12 个类别的混淆矩阵。颜色越深，数值越高。

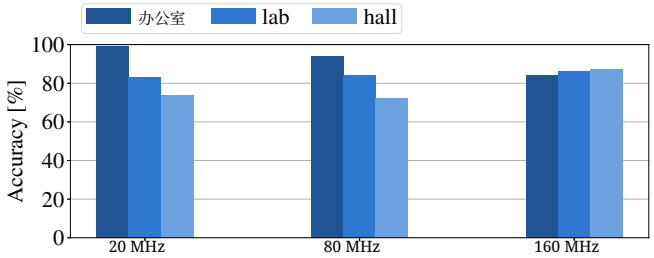


图12：使用配备 4 根天线的 802.11ax，在不同环境中对 5 种活动进行分类的准确率。

使用四根接收天线和不同带宽进行 802.11ax 传输时，在不同环境中获得的分类准确率。虽然不同带宽下的平均准确率保持不变（正如我们在图8中已经指出的那样），但我们可以清楚地辨别出其他取决于环境的趋势。在三个环境中最小的办公室里，使用 20 MHz 传输时准确率最高，并随着带宽增加而下降。我们在大厅中看到相反的趋势；大厅也是三个环境中最大的。实验室中的总体准确率则基本保持不变。这一现象证实，不同活动所产生的干扰模式确实与周围环境的影响交织在一起，因此在尝试将结果推广到不同环境时可能会造成问题。

B. 不同的人，相同的环境（*XP*）

我们展示了使用同一环境中由同一人员采集的 CSI 数据训练和测试 Wi-Fi感知系统所获得的结果。现在，我们将注意力转向另一项实验：测试系统能否识别由不同于特定模型训练所用人员的受试者所执行的活动。我们将这类实验标记为 XP。

图13展示了在之前考察的相同五个类别上进行 XP 实验所获得的结果。与 PE 结果相比，我们注意到两个主要差异。首先，在这种情况下，增加天线数量并不会提高分类准确率。虽然这乍看之下可能令人困惑，

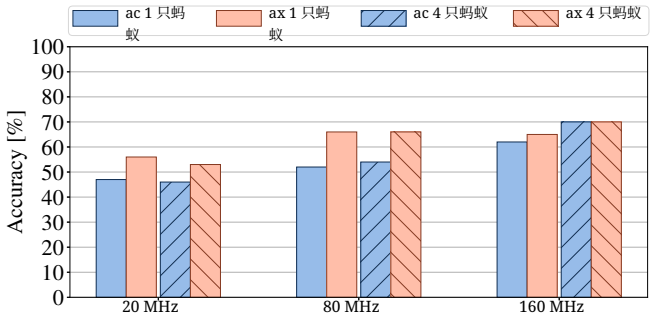


图 13：XP 实验中 5 种活动的平均分类准确率。我们使用 802.11ac 和 802.11ax 系统，分别采用 1 根和 4 根天线，并考察不同带宽。

但这一结果似乎表明，训练得到的模型确实在训练数据集上过拟合了。其次，在 XP 实验中，我们注意到准确率与 CSI 带宽之间存在较弱的相关性。与 PE 实验不同，这一结果似乎符合“数据越多越好”这一基本直觉。我们推测，较大的带宽有助于感知系统检测到不同用户执行相同手势时的相似特征。

在这种情况下，我们实验的结果与 SHARP 原始论文中报告的结果不同；该论文报告了 XP 实验的高准确率。不过，我们想强调，人们可能会以不同方式完成相同的手势，例如速度和周期性各不相同。这一观察可能会动摇这样的假设：不同受试者在进行相同活动时，会导致信道状态信息出现相似的变化。我们认为，在这种情况下，视频真实标注有助于解读信道状态信息数据中的模式，以及相同手势不同执行方式之间的差异。

我们注意到，在 XP 实验中，系统的性能与其他实验几乎相同；在那些实验中，经过一段时间后，我们在同一环境下对同一人员进行系统训练和测试（即使用数据集 S1 训练，并使用数据集 S4 和 S5 测试，参见表 IV）。这意味着，即使系统在大多数情况下仍能正常工作，它也并非完全不受当前信道状态的影响，这会轻微降低活动识别性能。

C. 同一人员，不同环境（*XE*）

本研究的最后一部分重点分析：当系统获得与训练时相同人员的 CSI 数据，但活动是在不同环境中进行时的感知性能。这是最具挑战性的场景，我们将这些实验标记为 XE，以体现其跨环境特性。

遗憾的是，在我们的实验中，SHARP 未能泛化到新的环境。在最佳情况下，该系统的表现也仅略优于在目标活动中随机选择。 一方面，这一结果完全在意料之中，因为我们无法保证相同的活动在不同环境中会对物理信道产生相同的影响。另一方面，这一结果却与 SHARP 框架与环境无关的特性相矛盾。对此，一种可能的解释是，训练环境与测试环境之间宏观上的差异（例如房间大小和反射杂波的数量不同）会干扰感知系统的性能。在 SHARP 的原始研究中，所有房间的大小都大致相同；而在本研究中，我们选择了不同类别的房间来测试系统的极限。我们认为，这一问题引出了关于当前 CSI 感知模型泛化能力的根本性疑问，催生了该研究领域中若干有待解决的新问题，并促使研究者协作构建尽可能异质的数据集。

VI. 总结

本文首次全面研究了基于 CSI 的感知在 Wi-Fi 6 信号下的应用。我们开展了大规模数据采集活动，涉及 3 名人类受试者和 3 个室内环境，测量了 7 种不同场景下 12 项活动对 CSI 的影响。我们使用 3 个节点采集 CSI 测量数据，每个节点配备 4 根接收天线，每根接收天线最多有 2048 个子载波，因此每份 CSI 最多包含 8192 个数据点。我们根据受试者进行每项活动的视频录制，创建了匿名化真实标注。我们利用该数据集剖析了不同 Wi-Fi 6 特性（即可用带宽、子载波间隔和多根接收天线）对分类性能的影响。我们采用先进的深度学习算法进行基准测试，并评估了其泛化性能，具体方法是将不同环境中采集的样本以及其他受试者的数据输入深度学习模型。

结果的意义与影响

我们研究了 Wi-Fi 信号的不同特征如何影响最先进感知框架的性能。实验结果表明，尽管 CSI感知领域已经历了十年的创新研究，但关于这一主题仍有许多值得深入理解和探索之处。我们的结果验证了研究界的主要发现，同时也表明，要可靠地泛化到新的、未曾见过的情境和环境中，是一项艰巨的任务。除了本文讨论的结果之外，我们坚信研究界应进一步开展 CSI 感知研究。为此，并为了确保我们的结果完全可复现，我们向研究界公开了标注后的 CSI 数据集，其中包含约 80 GB 的数据。

VII. 支持与免责声明致谢

本材料基于美国国家科学基金会资助的研究成果，资助编号为 CNS-2134973 和 CNS-2120447；同时得到德国研究联合会（DFG）协同研究中心（SFB）1053 MAKI 的共同资助/支持。本材料中表达的任何观点、研究结果、结论或建议均为作者的观点，不一定反映美国国家科学基金会的意见。

参考文献

[1] E. Khorov、A. Kiryanov、A. Lyakhov 和 G. Bianchi，《IEEE 802.11ax 高效无线局域网教程》，*IEEE Communications Surveys & Tutorials*，第 21 卷，第 1 期，第 197–216 页，2018 年。[2] 思科，《思科年度互联网报告（2018–2023）白皮书》，2020年。[3] Wi-Fi联盟，《Wi-Fi的经济价值：全球视角（2018年和2023年）》。https://tinyurl.com/EconWiFi，2021年。[4] W. Li、R. J. Piechocki、K. Woodbridge、C. Tang 和 K. Chetty，《使用独立接入点进行人体感知的被动 WiFi 雷达》，*IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*，第 59 卷，第 3 期，第 1986–1998 页，2020年。[5] X. Wang、C. Yang 和 S. Mao，《PhaseBeat：利用CSI相位数据和商用 Wi-Fi设备监测生命体征》，载于*IEEE ICDCS* 会议论文集，2017年。[6] F. Meneghello、D. Garlisi、N. Dal Fabbro、I. Tinnirello 和 M. Rossi，《SHARP：使用商用 IEEE 802.11 接入点进行环境和人员无关的活动识别》，*IEEE* 移动计算汇刊，第 1–16 页，2022年。[7] I. of Electrical and E. E. (IEEE)，《信息技术标准——电信与系统间信息交换——局域网和城域网——特定要求第11部分：无线局域网媒体访问控制（MAC）和物理层（PHY）规范修正案1：高效无线局域网增强》，*IEEE Std 802.11ax-2021*（对 *IEEE Std 802.11-2020* 的修正），第 1–767 页，2021年。[8] B. Korany、C. R. Karanam、H. Cai 和 Y. Mostofi，《无需射频训练测量即可教会射频感知》，载于*ACM*交互式、移动、可穿戴和普适技术会议论文集（*IMWUT*），2020年。[9] B. Wei、W. Hu、M. Yang 和 C. T. Chou，《从实数到复数：利用复值 CSI增强基于无线电的活动识别》，*ACM*传感器网络汇刊（*TOSN*），第 15 卷，第 3 期，第 1–32 页，2019年。[10] Y. Zheng、Y. Zhang、K. Qian、G. Zhang、Y. Liu、C. Wu 和 Z. Yang，《利用 Wi-Fi 实现零成本跨域手势识别》，载于*ACM*移动系统、应用和服务国际会议（*MobiSys*）论文集，第 313–325 页，2019年。[11] R. Xiao、J. Liu、J. Han 和 K. Ren，《OneFi：利用商用现成Wi-Fi对未见手势进行单次识别》，载于*ACM*嵌入式网络传感器系统会议（*SenSys*）论文集，第 206–219 页，2021年。[12] B. Korany、H. Cai 和 Y. Mostofi，《利用现成 WiFi 穿墙识别多人》，*IEEE* 物联网期刊，第 8 卷，第 8 期，第 6963–6974 页，2021年。[13] Y. Zeng、P. H. Pathak 和 P. Mohapatra，《WiWho：智能空间中的基于 WiFi 的人员识别》，载于*ACM/IEEE*传感器网络信息处理国际会议（*IPSN*）论文集，第 1–12 页，IEEE，2016年。[14] E. Soltanaghaei、R. A. Sharma、Z. Wang、A. Chittilappilly、A. Luong、E. Giler、K. Hall、S. Elias 和 A. Rowe，《利用设备端学习和领域自适应模型实现稳健实用的 WiFi 人体感知》，载于第七届 *ACM* 能源高效建筑、城市与交通系统国际会议论文集，第 150–159 页，2020年。[15] Y. Ren、Z. Wang、S. Tan、Y. Chen 和 J. Yang，《Winect：利用商用 WiFi 对自由形式活动进行三维人体姿态跟踪》，*ACM*交互式、移动、可穿戴和普适技术会议论文集，第 5 卷，第 4 期，第 1–29 页，2021年。[16] Y. Ren、Z. Wang、S. Tan、Y. Chen 和 J. Yang，《利用 Wi-Fi 信号跟踪自由形式活动》，载于第*27*届移动计算与网络年度国际会议论文集，第 816–818 页，2021年。[17] C. Shi、T. Zhao、Y. Xie、T. Zhang、Y. Wang、X. Guo 和 Y. Chen，《利用 Wi-Fi 信号进行环境无关的行李内物体识别》，载于*IEEE*移动自组网与智能系统国际会议（*MASS*）论文集，第 71–79 页，IEEE，2021年。[18] Y. Zeng、D. Wu、J. Xiong、J. Liu、Z. Liu 和 D. Zhang，《MultiSense：利用商用 WiFi 实现多人呼吸感知》，*ACM*交互式、移动、可穿戴和普适技术会议论文集（*IMWUT*），第 4 卷，第 3 期，第 1–29 页，2020年。[19] Y. Ma、G. Zhou 和 S. Wang，《利用信道状态信息进行 WiFi 感知：综述》，*ACM*计算调查（*CSUR*），第 52 卷，第 3 期，第 1–36 页，2019年。[20] Y. Ma、S. Arshad、S. Muniraju、E. Torkildson、E. Rantala、K. Doppler 和 G. Zhou，《基于 WiFi、深度神经网络和强化学习的位置与人员无关活动识别》，*ACM* 物联网汇刊，第 2 卷，2021年1月。[21] I. Nirmal、A. Khamis、M. Hassan、W. Hu 和 X. Zhu，《基于无线电的人体感知深度学习：最新进展与未来方向》，*IEEE Communications Surveys & Tutorials*，第 23 卷，第 2 期，第 995–1019 页，2021年。[22] F. Adib 和 D. Katabi，《用 WiFi 穿透墙壁！》，*SIGCOMM* 计算机通信评论，第 43 卷，第 4 期，第 75–86 页，2013年。[23] IEEE 802.11bf 任务组（TG），《IEEE 802.11bf (TGbf) 项目授权申请（PAR）》。https://tinyurl.com/TGbfPAR，2020年。[24] D. Halperin、W. Hu、A. Sheth 和 D. Wetherall，《工具发布：收集带有信道状态信息的 802.11n 跟踪数据》，*SIGCOMM* 计算机通信评论，第 41 卷，第 53 页，2011年1月。[25] Y. Xie、Z. Li 和 M. Li，《使用商用 WiFi 进行精确功率时延剖析》，载于第*21*届移动计算与网络年度国际会议论文集，MobiCom '15，（美国纽约），第 53–64 页，ACM，2015年。[26] F. Gringoli、M. Schulz、J. Link 和 M. Hollick，《释放你的信道状态信息：面向现代 Wi-Fi 芯片组的信道状态信息提取平台》，载于第*13*届无线网络测试平台、实验评估与表征国际研讨会论文集，（美国纽约），第 21–28 页，计算机协会，2019年。[27] Z. Jiang、T. H. Luan、X. Ren、D. Lv、H. Hao、J. Wang、K. Zhao、W. Xi、Y. Xu 和 R. Li，《消除障碍：揭秘 Wi-Fi 基带设计并介绍 PicoScenes Wi-Fi 感知平台》，*IEEE* 物联网期刊，第 9 卷，第 6 期，第 4476–4496 页，2022年。[28] F. Gringoli、M. Cominelli、A. Blanco 和 J. Widmer，《AX-CSI：在商用 802.11ax Wi-Fi 平台上实现信道状态信息提取》，载于第*15*届 *ACM* 无线网络测试平台、实验评估与表征研讨会论文集，（美国纽约），第 46–53 页，计算机协会，2022年。[29] T.-Y. Lin、M. Maire、S. Belongie、J. Hays、P. Perona、D. Ramanan、P. Doll´ar 和 C. L. Zitnick，《Microsoft COCO：上下文中的常见物体》，载于欧洲计算机视觉会议（*ECCV*）论文集，第 740–755 页，Springer，2014年。[30] O. Russakovsky、J. Deng、H. Su、J. Krause、S. Satheesh、S. Ma、Z. Huang、A. Karpathy、A. Khosla、M. Bernstein、A. C. Berg 和 L. Fei-Fei，《ImageNet 大规模视觉识别挑战赛》，国际计算机视觉期刊，第 115 卷，第 3 期，第 211–252 页，2015年。[31] L. Guo、L. Wang、C. Lin、J. Liu、B. Lu、J. Fang、Z. Liu、Z. Shan、J. Yang 和 S. Guo，《WiAR：一个基于 WiFi 的活动识别公开数据集》，*IEEE Access*，第 7 卷，第 154935–154945 页，2019年。[32] S. Ding、Z. Chen、T. Zheng 和 J. Luo，《RF-Net：面向射频赋能单次人体活动识别的统一元学习框架》，载于第*18*届嵌入式网络传感器系统会议（*SenSys 2020*）论文集，（美国纽约），第 517–530 页，计算机协会，2020年。[33] N. Bahadori、J. Ashdown 和 F. Restuccia，《ReWiS：通过少样本多天线、多接收器信道状态信息学习实现可靠的 Wi-Fi 感知》，载于*IEEE* 无线、移动与多媒体网络国际研讨会（*WoWMoM*）论文集，第 50–59 页，2022年。[34] M. Abbas、M. Elhamshary、H. Rizk、M. Torki 和 M. Youssef，《WiDeep：基于 WiFi、利用深度学习实现准确稳健的室内定位系统》，载于*2019 IEEE* 普适计算与通信国际会议（*PerCom*，第 1–10 页，2019年。[35] H. Abdelnasser、K. Harras 和 M. Youssef，《一种普适的、基于 WiFi 的细粒度手势识别系统》，*IEEE* 移动计算汇刊，第 18 卷，第 11 期，第 2474–2487 页，2019年。[36] C. Chen、H. Song、Q. Li、F. Meneghello、F. Restuccia 和 C. Cordeiro，《基于 IEEE 802.11bf 的 Wi-Fi 感知》，*IEEE* 通信杂志，第 1–7 页，2022年。[37] F. Meneghello、C. Chen、C. Cordeiro 和 F. Restuccia，《迈向 IEEE 802.11bf Wi-Fi 网络中的感知与通信一体化》，*arXiv* 预印本 *arXiv:2212.13930*，2022年。[38] F. Restuccia，《IEEE 802.11bf：迈向普适的 Wi-Fi 感知》，*arXiv* 预印本 *arXiv:2103.14918*，2021年。[39] D. Pavllo、C. Feichtenhofer、D. Grangier 和 M. Auli，《利用时间卷积和半监督训练进行视频三维人体姿态估计》，载于*IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议论文集，第 7753–7762 页，2019年。