

WiFi 感知科普

一、无线原理

典型的无线电波(300KHz~300GHz)和可见光波（380 THz - 750 THz）本质上都是电磁波。人眼之所以能看到图像，是因为人眼接收到物体反射的可见光波，人脑对光线进行解析后，感知到空间图像。同理，当无线电波在空间中传播时，遇到物体后会产生折射、反射、衍射，形成多径效应，最终空间的信息会被调制到电磁波中，因此通过对收到的电磁波进行解调可以得到空间信息。

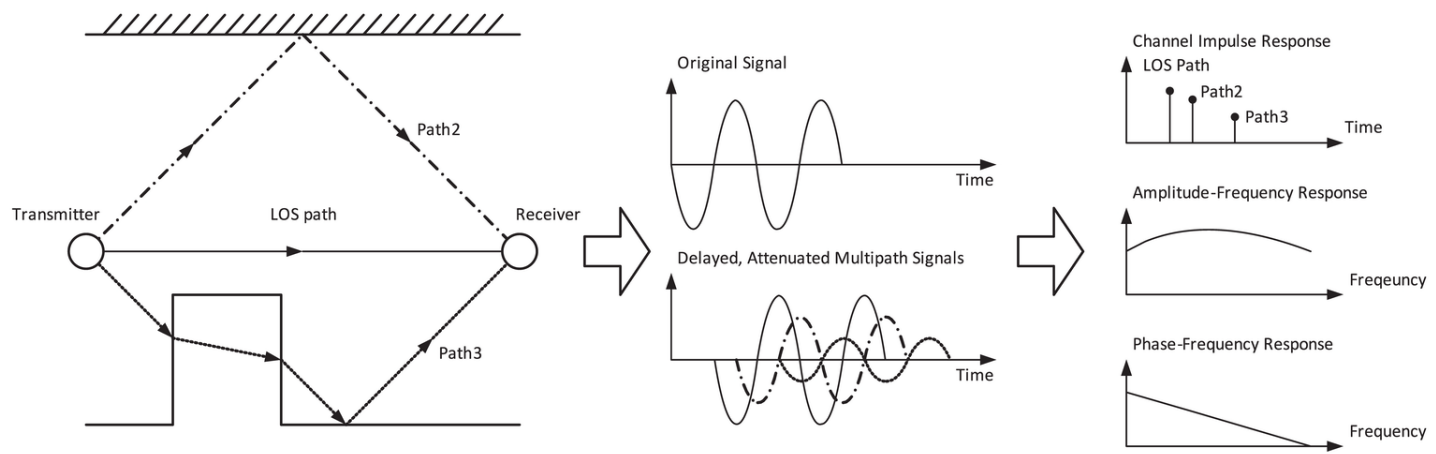


图 1. 无线电波传播

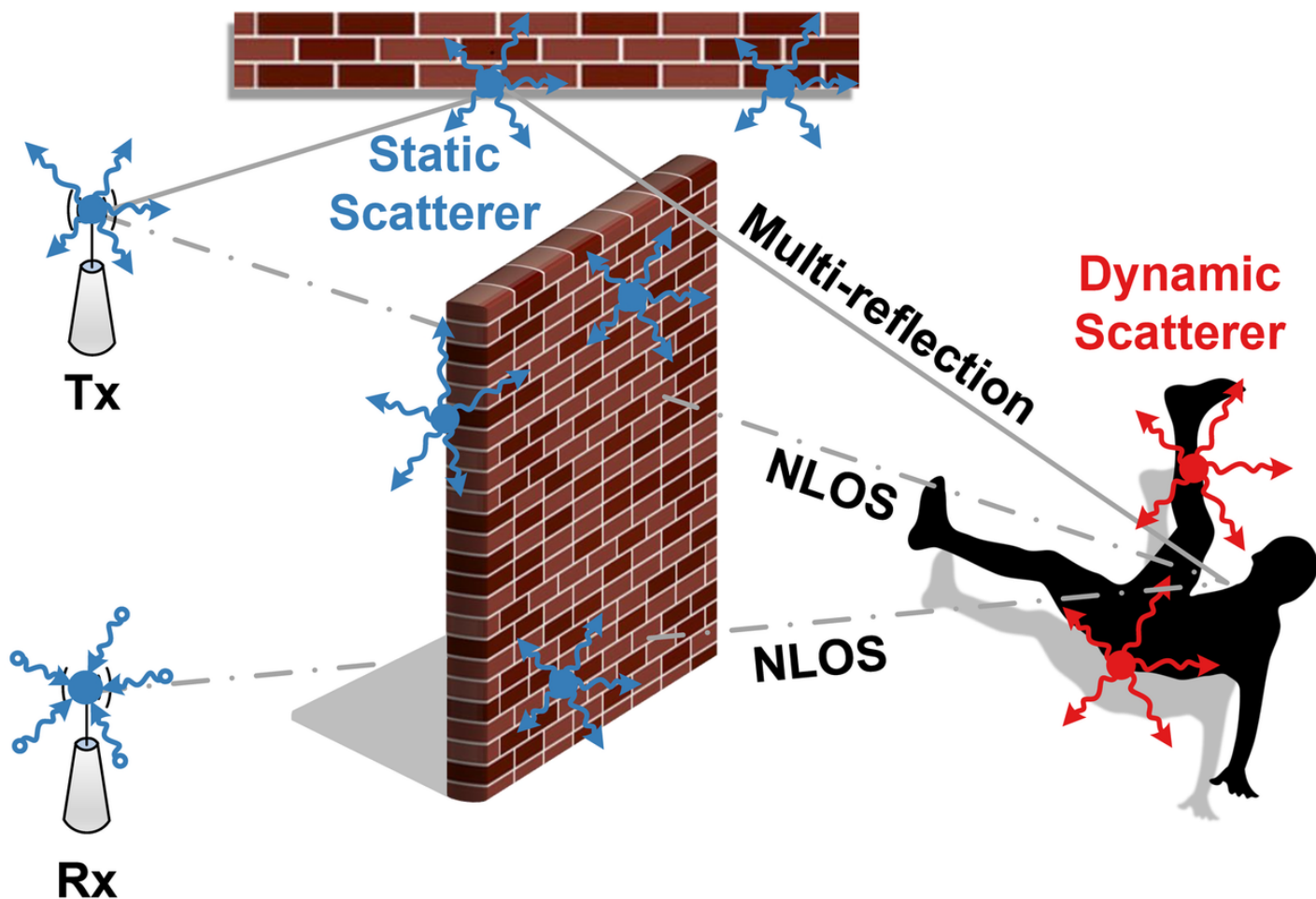


图 2. 信号在空间的传播

接收器到的信号可以分为静态物体反射信号和动态物体反射信号的叠加。

1. 理解CSI

信道状态信息 (CSI) 是大多数无线传感技术的基础，包括 Wi-Fi 传感、LTE 传感等。CSI 以子载波级粒度提供物理信道测量，并且可以通过商用 Wi-Fi 网络接口控制器 (NIC) 轻松访问。CSI 描述了无线信号的传播过程，蕴含了传播空间的几何信息，因此了解 CSI 与空间几何参数的映射关系为特征提取、感知算法设计奠定了基础。

在典型的室内环境中，由于无线电波的反射，由发射器发送的信号通过多条路径到达接收器。在每条路径上，信号都会经历一定的衰减和相位偏移。接收到的信号是传输信号的多个别名版本的叠加。

由于多径分量的叠加，接收信号强度指示 (RSSI) 不仅随着传播距离的变化而迅速变化，其变化量级与信号波长相当，而且即使对于静态链路，也会随时间波动。特定多径分量的微小变化可能导致显著的构造性或破坏性多径分量，从而导致 RSSI 出现相当大的波动。

接收信号强度指示 (RSSI) 的基本缺点是未能反映多径效应。为了充分表征各个路径，无线信道被建模为线性时域滤波器，称为信道冲激响应 (Channel Impulse Response, CIR)。CIR 描述了信号在传播过程中经历的多径效应，包括信号的衰减、反射、散射和衍射等。通过分析 CIR，可以更准确地理解和预测无线信号在复杂环境中的行为。在无线通信系统设计和性能分析中，CIR 是一个非常重要的参数。

信道频率响应（channel frequency response，CFR）是 CIR 的傅里叶变换，它由振幅响应和相位响应两部分组成。从WIFI 网卡中提取的CFR通常被称为一系列复数，这些复数描述了每个子载波的振幅和相位：

$$CFR = \{c_0, c_1, \dots, c_{N-1}\}$$

其中：

- c_n 是第 n 个子载波的复数值，可以表示为极坐标形式 $c_n = a_n e^{j\theta_n}$ ，其中 a_n 是振幅， θ_n 是相位。也可表示成直角坐标形式 $c_n = a + bj$ ，其中 a 是实部， b 是虚部，通常从网卡中采集的 CSI 数据是直角坐标系形式。
- N 是子载波的总数。

这些复数中的实部和虚部分别对应于子载波的同相（in-phase）和正交（quadrature）分量，它们共同构成了子载波的振幅和相位信息。通过分析这些复数，可以获得关于无线信道特性的详细信息，包括信号的衰减、反射、散射和衍射等。

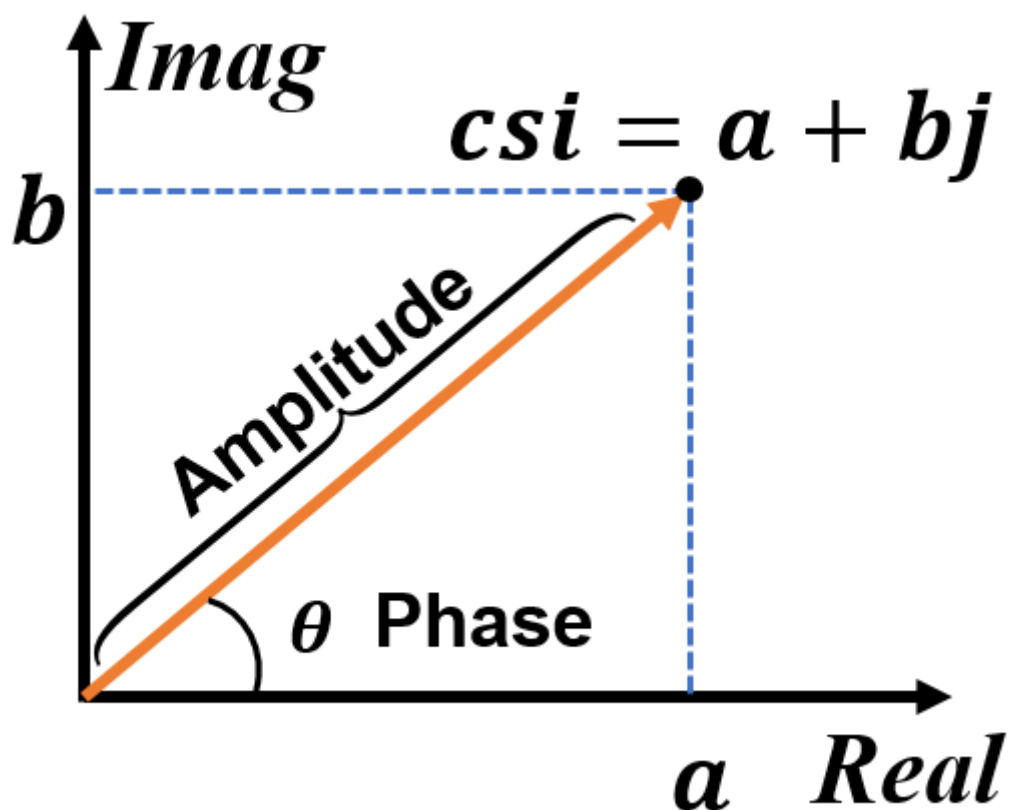
2. CSI数据格式

本节以ESP中采集的wifi数据格式为例进行说明([链接](#))，根据接收数据包的类型，信道频率响应最多有三个字段。分别是 LLTF、HT-LTF 和 STBC-HT-LTF。以下是 LLTF 模式采集到的数据：

```
type,seq,mac,rssi,rate,sig_mode,mcs,bandwidth,smoothing,not_sounding,aggregation,stbc,fc_coding,sgi,noise_floor,ampdu_cnt,channel,secondary_channel,local_timestamp,ant,sig_len,rx_state,len,first_word,data
```

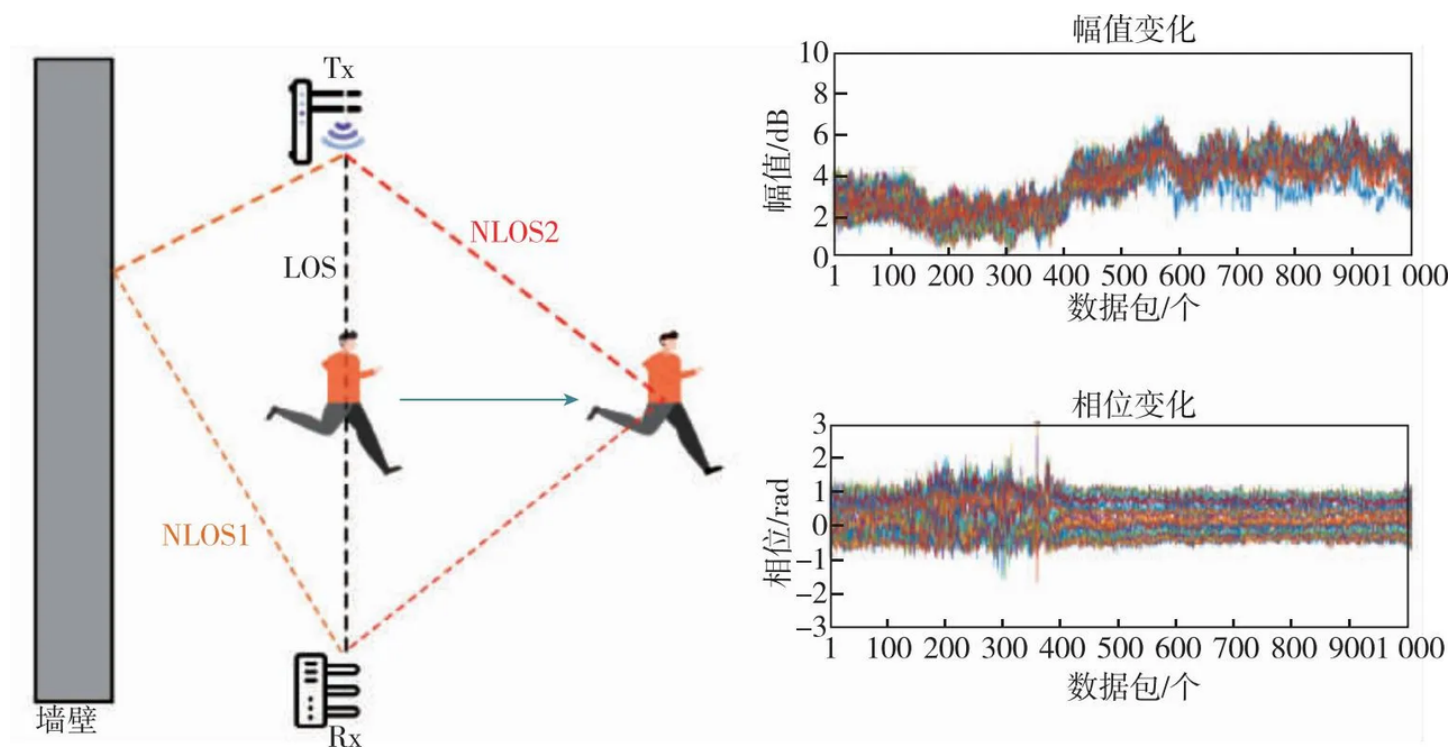
```
CSI_DATA,145,1e:1d:5f:20:02:60,-50,11,1,0,0,1,1,0,0,0,1,-96,0,6,0,7904121,0,83,0,128,1,"[83,-80,4,0,9,20,11,22,13,24,13,25,13,26,12,25,11,23,10,19,8,15,7,11,5,7,4,3,3,-1,2,-6,2,-10,3,-13,3,-16,5,-18,6,-19,8,-19,9,-18,10,-16,10,-14,10,-12,11,-10,2,-3,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,2,-4,12,-14,12,-12,12,-9,11,-7,8,-5,5,-5,2,-4,-2,-5,-6,-6,-10,-8,-13,-10,-16,-12,-18,-14,-19,-15,-20,-16,-21,-17,-21,-17,-21,-16,-20,-16,-19,-14,-16,-11,-14,-8,-10,-5,-6,-1,-3,3,0,7]"
```

最后的 data 字段是由每个子载波的虚部和实部组成，上述数据是 LLTF 模式，所以有效的信道索引是 $i \in [6, 58]$ ，一共是 52 个子载波信道数据。 $csi = a + bj$ ，对应上述data，实部为 $a=csi_raw_data[i * 2 + 1]$ ，虚部为 $b=csi_raw_data[i * 2]$ 。如下图所示：



3. CSI数据如何构建空间图像

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;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;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;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,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。



CSI 的幅值和相位信息能反应出环境中的信息。

不同无线信号的特性及优缺点各有差异，下表列出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。

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。

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

4. 支持的 CSI 采集硬件

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	$4 \times 4 \times 1\ 992$	20/40/80/160	2.4/5/6	.pcap	否	否	否
Linux 802.11n CSI Tool	2011	Intel 5300	802.11n	$3 \times 3 \times 30$	20/40	2.4/5	.dat	否	否	否
Atheros CSI Tool	2015	AR9580 等部分 Atheros 网卡	802.11n	$3 \times 3 \times 114$	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	$4 \times 4 \times 242$	20/40/80	2.4/5	.pcap	是	是	否
ESP32 CSI Toolkit	2020	所有 ESP32 设备	802.11b/g/n	$1 \times 1 \times 52$	20/40	2.4	.csv	是	是	是
Wi-ESP CSI Tool	2020	所有 ESP32 设备	802.11b/g/n	$1 \times 1 \times 52$	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	$1 \times 2 \times 56$	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	$4 \times 4 \times 1\ 992$	20/40/80/160	2.4/5/6	.csi	否	否	否
AX-CSI	2022	Broadcom43684	802.11ax	$4 \times 4 \times 2\ 048$	20/40/80/160	2.4/5/6	.pcap	否	否	否

5. CSI 核心技术难点

5.1 CSI数据处理

CSI 中幅值数据比较平稳，受到以下几个方面影响：

- 发射强度
- 传输速率

但是相位数据变化较大，受到以下几个方面影响：

- carrier frequency offset (CFO)，载波频率偏移。在无线通信系统中，由于发射机和接收机的本地振荡器频率存在差异，导致接收信号的载波频率与发送信号的载波频率不完全一致的现象。这种频率差异会在接收端引起一系列的问题，影响信号的解调和性能。在5GHz WiFi频段的50微秒周期内，载波频率偏移（CFO）可能高达80kHz，导致相位变化达到 8π 。因此，由于身体移动引起的相位变化通常小于 0.5π ，从相位变化中是无法观察到的。
- sampling frequency offset (SFO)，采样频率偏移。在通信系统中，尤其是在正交频分复用（OFDM）系统中，由于发射机和接收机之间的时钟频率不完全同步，导致接收机的采样时刻与发送机的发送时刻不匹配的现象。这种不匹配会导致接收信号的质量下降，影响信号的解调过程。在 WiFi 系统中，SFO也会随着子载波索引的变化而变化，因此，每个子载波都会面临不同的误差。

使用相位清洗技术能够消除相位上述两个问题，其中一种有效的处理方式叫 principal component analysis (PCA)主成份分析去噪。

二、适用场景

1. 人体检测

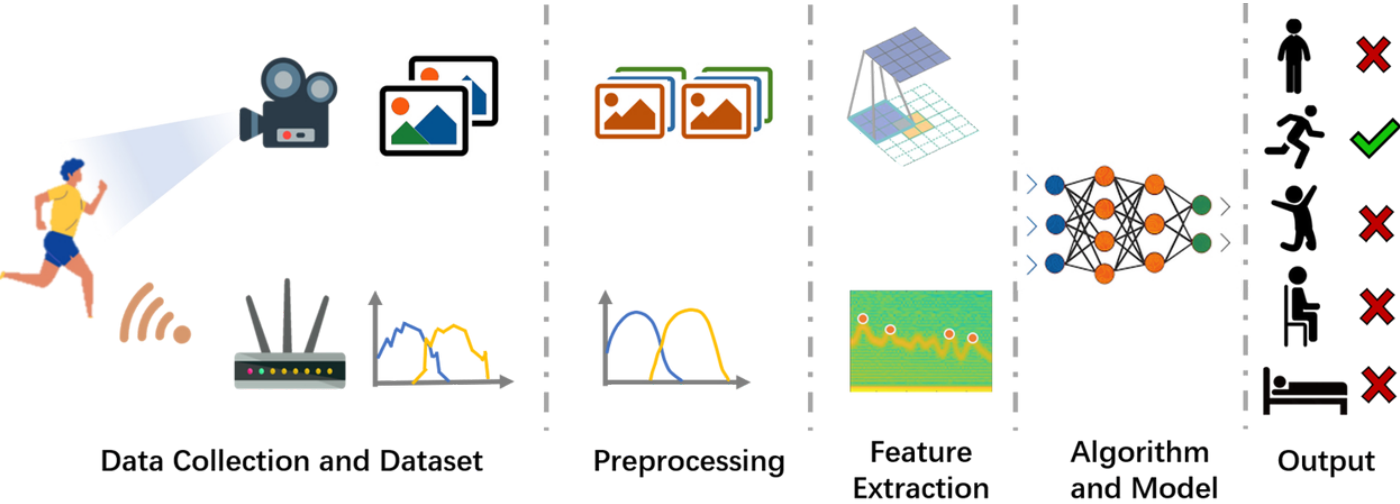
2. 摔倒检测

3. 姿态识别

4. 心跳检测

5. 运动检测

三、现有方案



1. WiLay

WiLay系统通过两层方法结合了人类活动识别（HAR）和室内人类定位（IHL），以提供更综合的信息用于家庭活动监测（HAM）。在第一层，WiLay采用WiFi信号的高频能量（HFE）特征来检测人类移动。在第二层，根据不同的运动类型采用不同的处理方法。当被检测到的活动是静态活动（SAs，即位置不改变的活动）时，例如站立和坐着，WiLay会在识别特定动作之前定位被检测对象。相反，当活动是移动活动（MAs）时，为了减少运动信息的丢失，WiLay采用通过所有不同子载波分类器投票产生的综合分类器，以准确识别这些MA。

WiLay系统在多种室内环境中进行了广泛的实验验证，结果表明WiLay在第一层的SA/MA检测准确率达到99.9%，在第二层的位置准确率达到99.7%，并且对于SAs的识别性能达到了98.1%，对于MAs的识别性能达到了90.2%。这些结果展示了WiLay系统在提供HAM服务方面的高效性和准确性。

四、附录

1. CSI数据处理流程

相位清洗 from 《DensePose From WiFi》

原始的信道状态信息（CSI）样本通常会包含噪声，并且会受到随机相位漂移和翻转的影响。为了处理这些问题，可以采用多种信号处理技术来清洗CSI数据。

CSI的复数用以下表示：

$$z = a + bi$$

$$\text{振幅 } A = \sqrt{a^2 + b^2}$$

$$\text{相位 } \Phi = \arctan(b/a), \Phi \in [-\pi, \pi]$$

第一步，平滑相位

$$\Delta\phi_{i,j} = \Phi_{i,j+1} - \Phi_{i,j}$$

$$\text{if } \Delta\phi_{i,j} > \pi, \Phi_{i,j+1} = \Phi_{i,j} + \Delta\phi_{i,j} - 2\pi$$

$$\text{if } \Delta\phi_{i,j} < -\pi, \Phi_{i,j+1} = \Phi_{i,j} + \Delta\phi_{i,j} + 2\pi$$

第二步，滤波

在图3(c)中捕获的5个连续样本的5个相位曲线中，存在随机抖动，这些抖动打乱了样本之间的时间顺序。为了保持信号的时间顺序，之前的工作[23]提到了线性拟合作为一种流行的处理方法。然而，直接将线性拟合应用于图3(c)中的样本，反而进一步放大了抖动而不是修复它（参见图3(d)中的失败结果）。使用中值滤波器和均匀滤波器来消除时间和频率域中的异常值，我们通过应用以下方程中的线性拟合方法获得完全净化的相位值。

$$\alpha_1 = \frac{\Phi_F - \Phi_1}{2\pi F}$$

$$\alpha_0 = \frac{1}{F} \sum_{1 \leq f \leq F} \phi f$$

$$\hat{\phi}_f = \phi_f - (\alpha_1 f + \alpha_0)$$

第三步，线性拟合

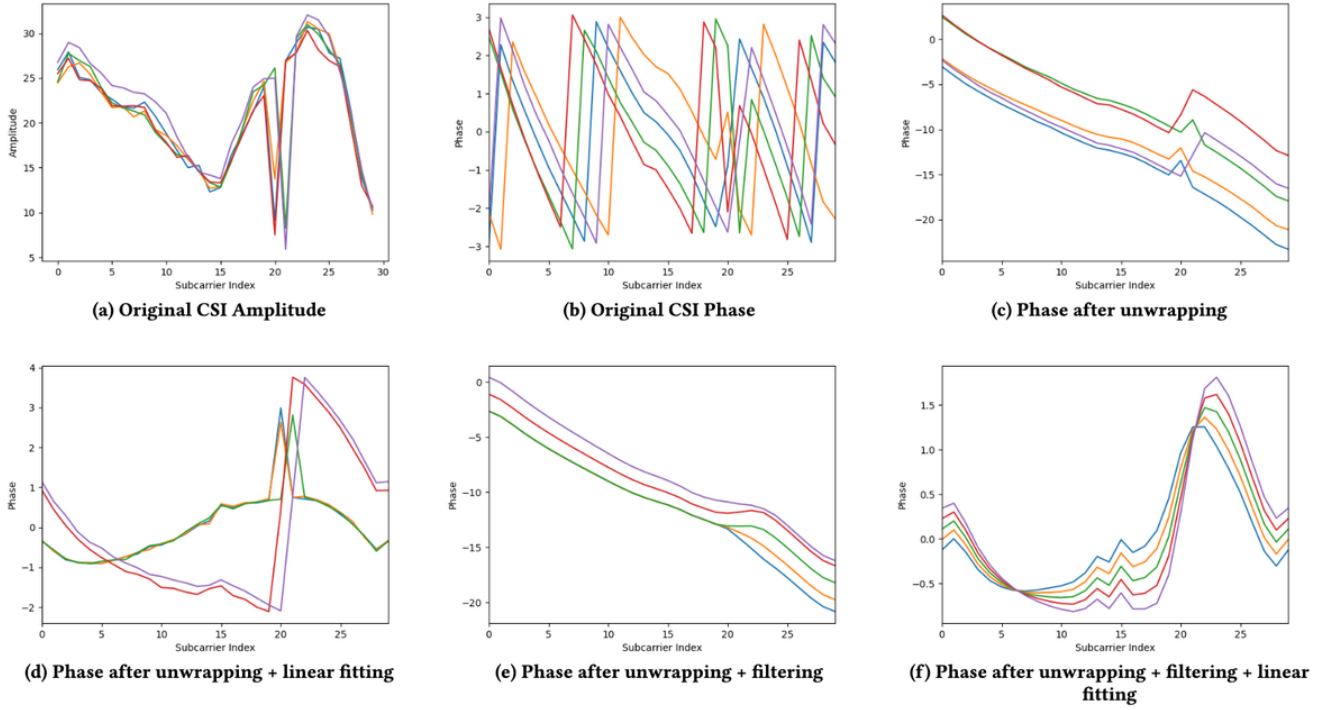
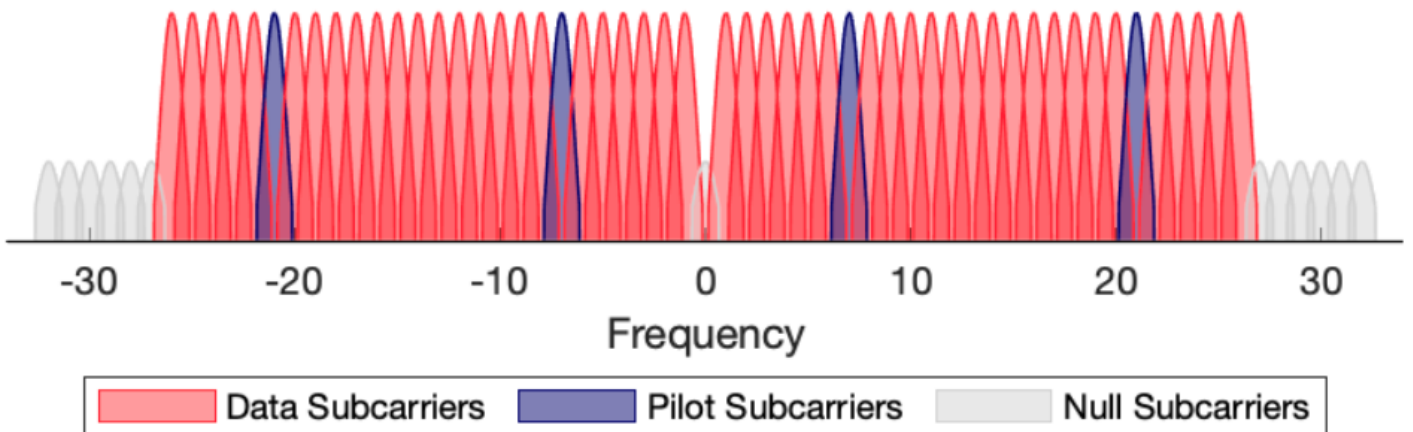


Figure 3: Sanitization steps of CSI sequences described in Section 3.1. In each subfigure, we plot five consecutive samples (five colored curves) each containing CSI data of 30 IEEE 802.11n/ac sub-Carrier frequencies (horizontal axis).

2. OFDM

在一个标准WiFi信道中，带宽为20MHz，会创建64个子载波，并围绕某个载波频率（例如，WiFi信道1的中心频率为2.412GHz，频率范围从2.401GHz到2.423GHz）进行居中，使得每个子载波代表312.5kHz的频谱。子载波根据这个中心频率进行索引，其中子载波0是直流（DC）子载波，子载波-21、-7、7、21是导频子载波，-26到26之间的所有其他子载波包含实际编码的数据，而剩余的子载波是空的保护带子载波。



信道状态信息（CSI）是OFDM系统中用来描述无线信号在发射机和接收机之间传输时，各个子载波频率上的振幅和相位变化的度量指标。这种变化是由于信号在传播过程中受到多径效应、阴影效应和其他无线信道特性的影响。CSI矩阵 H 可以用下式来表示：

$$y = Hx + \eta$$

其中

- y 是一个向量，表示在接收器端检测到的信号。这个信号向量包含了所有子载波上的接收信号的振幅和相位信息，这些信息受到了无线信道的影响。
- x 是基于预先约定的导频符号传输的信号向量。导频符号是已知的，由发送端和接收端共享，用于帮助接收端进行信道估计和信号校正。
- η 是加性的白高斯噪声（Additive White Gaussian Noise, AWGN）向量。这个向量表示在信号传输过程中叠加在信号上的随机噪声，它包括了来自自然环境和电子设备的噪声干扰。
- H 是一个复数矩阵，它包含了每个子载波上的复数值，这些值代表了信道频率响应（Channel Frequency Response, CFR）。每个子载波的复数值 h_i 可以表示为：

$$h_i = A_i e^{j\phi_i}$$

实际传播时，不仅仅是视线传播(line of sight, LOS)，还会受到环境影响而产生多径传播。可表示为：

$$h_i = \sum_{m=1}^N A_m e^{\frac{-2\pi f_i d_m}{c} + j\phi_m}$$

其中

- d_m 代表传播距离
- f_i 代表子载波频率
- c 代表光速
- m 代表路径

另外，将多径传播分为两部分，一个是静态部分 h_{static} 和 $h_{dynamic}$ 。

在无线通信和WiFi感知中，识别和理解信号中的静态成分（包括视线（LOS）路径）是非常重要的。LOS路径是发射机和接收机之间最直接的传播路径，当没有障碍物阻挡时，LOS路径产生的信号通常会因为较高的幅度而压倒其他路径。这是因为LOS路径上的信号传播距离最短，受到的衰减最小，因此信号强度最强。

在进行WiFi感知或室内定位时，LOS路径的存在可能会影响对动态目标（如移动的人或物体）的检测。LOS路径的稳定性和强信号特性可能会掩盖由人体动作引起的信号变化，从而降低感知系统对动态目标行为变化的敏感度。

通过识别并从接收到的信号中移除静态成分（包括LOS路径），可以减少环境变化对系统性能的影响。这样，剩余的信号主要受到人体目标动作的影响，这使得系统能够更准确地检测和预测人体行为，从而提高对静态环境变化的鲁棒性。

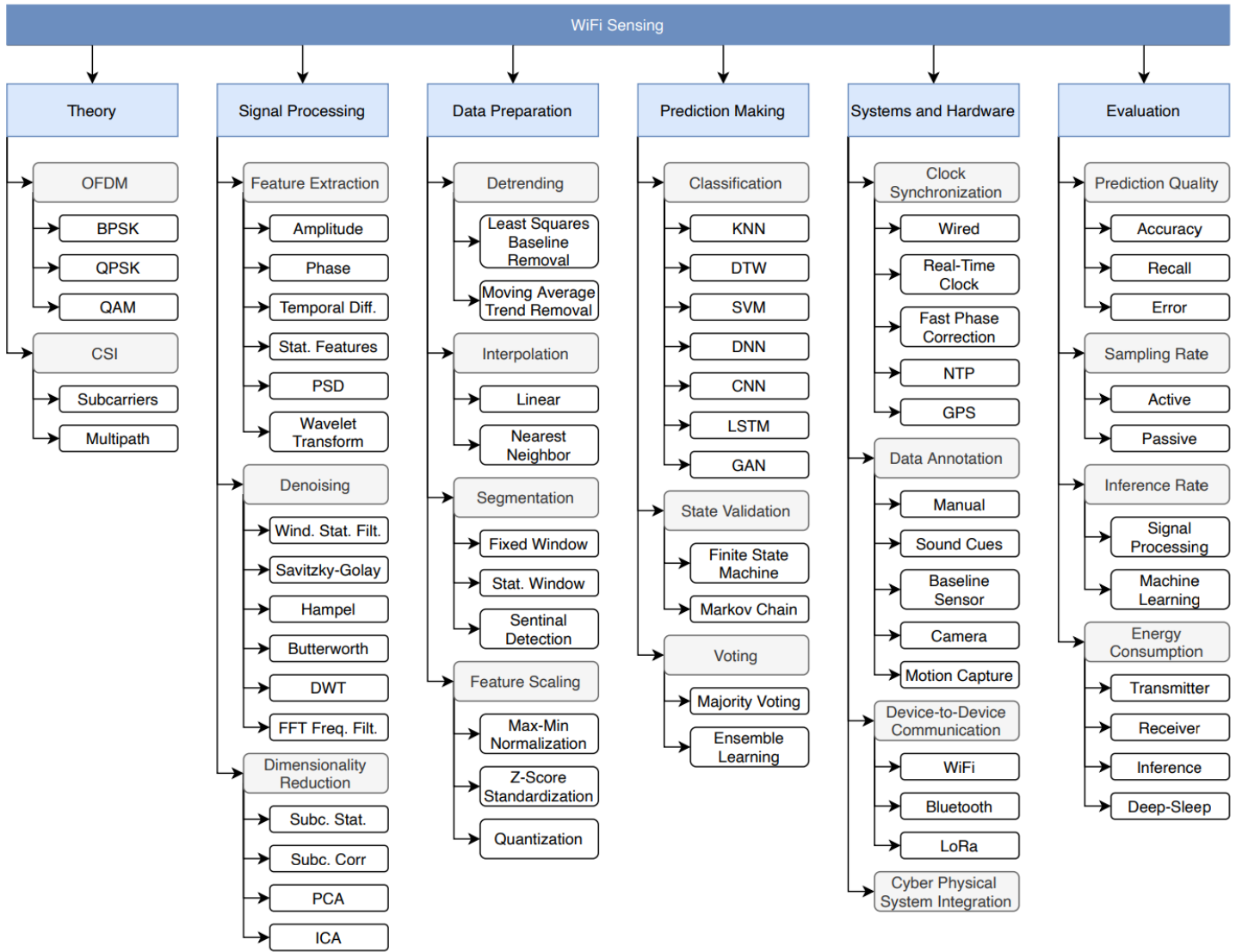
例如，在基于WiFi的人体活动识别系统中，通过消除静态背景噪声，可以更清晰地识别由人体动作引起的信号变化，从而提高系统对不同活动模式的分类准确性。这种技术在智能家居、健康监测和安全监控等领域有着广泛的应用前景。

总之，理解和处理LOS路径以及其他静态信号成分对于提高无线感知系统的性能和可靠性至关重要。通过先进的信号处理和机器学习技术，可以有效地从复杂的无线信号中提取有用信息，以实现对环境和人体的精确感知。

3. 研究方向

Applications	Sub-Topics	Example
Localization (14.0%)	Device-Based	[23]
	Device-Free	[28]
Human Activity Recognition (13.1%)	Exercise	[31]
	Daily Activity Tracking	[32]
Gesture Recognition (9.4%)	Hand Movement	[33]
	Finger Movements	[34]
Health (7.9%)	Respiration	[35]
	Heart Rate	[36]
	Sleep	[37]
Crowd Counting (4.9%)	Indoor	[38]
	Outdoor (Pedestrians)	[39]
Occupancy (3.3%)	Security	[40]
	Context-Aware Applications	[41]

4. WiFi 感知系统技术体系



5. WIFI 标准

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

6. 科普类文章

- 《信道状态信息无线感知数据获取及应用综述》
<https://m.fx361.cc/news/2024/0305/23898871.html>

主要讲如何采集 CSI 数据

- 《AtherosCSI》 <https://wands.sg/research/wifi/AtherosCSI/>

主要讲 CSI 数据格式等

- 《A Survey on Behaviour Recognition Using WiFi Channel State Information》
<https://arxiv.org/pdf/1708.07129>

主要讲 CSI 如何清洗

- 《WiFi Sensing on the Edge: Signal Processing Techniques and Challenges for Real-World Systems》 https://www.people.vcu.edu/~ebulut/COMST22_WiFi_Sensing_Survey.pdf

主要讲原理，目前 WiFi 感知的现状和卡点，以及在边缘进行处理的可行性分析。

This article has been accepted for publication in IEEE Communications Surveys & Tutorials. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/COMST.2022.3209144

IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS & TUTORIALS, VOL. XX, NO. XX, XXXX

1

WiFi Sensing on the Edge: Signal Processing Techniques and Challenges for Real-World Systems

Steven M. Hernandez *Student Member, IEEE*, and Eyuphan Bulut, *Senior Member, IEEE*,

Abstract—In this work, we evaluate the feasibility of deploying ubiquitous WiFi sensing systems at the edge and consider the applicability of existing techniques on constrained edge devices and what challenges still exist for deploying WiFi sensing devices outside of laboratory environments. Through an extensive survey of existing literature in the area of WiFi sensing, we discover common signal processing techniques and evaluate the applicability of these techniques for online edge systems. Based on these techniques, we develop a topology of components required for a low-cost WiFi sensing system and develop a low-cost WiFi sensing system using ESP32 IoT microcontroller edge devices. We perform numerous real world WiFi sensing experiments to thoroughly evaluate machine learning prediction accuracy by performing Tree-structured Parzen Estimator (TPE) hyperparameter optimization to independently identify optimal hyperparameters for each method. Additionally, we evaluate our system directly on-board the ESP32 with respect to computation

motion sensors and magnetic door sensors) as WiFi sensing can leverage ubiquitously available WiFi devices in our homes, offices and retail stores without requiring additional single-task hardware. Additionally, compared to wearable sensor systems which require cumbersome sensors on the body and camera based systems which can be privacy invasive, WiFi sensing can sense physical activities in a device-free manner without requiring sensors to be worn by the tracked individuals. Furthermore, WiFi signals can propagate through walls which allows sensing to be performed even in non-line-of-sight (NLOS) scenarios which increases the sensing coverage over camera based systems.

Despite the variety of studies benefiting from CSI collection,