

WIFI-CSI 感知学习周报

2025 年 8 月 2 日星期六

1. 学习目标

1. 学习 WIFI 信号传播的基础模型，分析 CSI 数据反映的状态信息；
2. 利用 ESP32 采集真实的 WIFI CSI 数据，对其进行处理与分析。

2. 学习进展

2.1 WIFI CSI 信号建模

➤ OFDM 技术

WIFI 信号采用正交频分复用(OFDM)的方式进行传输，将串行数据转为并行数据，并经过调制后由不同频率的子载波进行传输，各个子载波相互正交占用不同的频域带宽，相互之间有保护间隔以减少干扰，可以实现更高的频谱利用率。

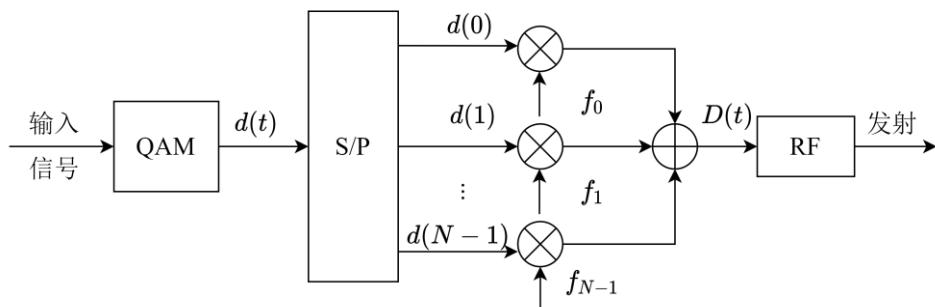


图 1 OFDM 信号调制过程

原始比特数据首先通过 QAM 调制得到基带信号，经过串并转换为 N 个并联的待调制子信号，调制到频率不同的子载波，后再相加得到需要发射的信号。经 OFDM 调制后的信号可表示如下：

$$D(t) = \sum_{n=0}^{N-1} d(n)e^{-j2\pi f_n t} \quad (1)$$

上式中，N 为子载波个数，d(n)是第 n 个码元，f_n是第 n 个子载波的频率。

OFDM 技术相对于普通调制技术，提高了各个子载波上码元持续时间，减少了无线信道弥散导致的符号间干扰，减轻多径效应对通信传输的负面效应，有利

于 WIFI 在人体行为感知方面的应用。

➤ WIFI 信号的传输模型

信道状态信息(CSI)是用于描述信号在发射和接收的传播过程中受到衰减、散射等影响的信息。不同的子载波会有不同的信道衰落效应，受到环境中人体的存在和运动的影响，也会对 CSI 造成不同的影响，通过对所有子载波的 CSI 进行分析可以实现对信道的感知，进一步实现对环境中人体的行为感知。

WIFI CSI 信号的传播过程受到多个因素的影响，如障碍物的反射、传播路径下的衰减，对于采用 OFDM 技术传输的 WIFI 信号，各个子载波的接收信号模型可表示如下：

$$h(f, t) = \sum_{i=1}^N a_i e^{-j2\pi \frac{d_i(t)}{\lambda}} \quad (2)$$

上式中，f 为子载波频率，t 为采样时刻，N 为反射路径个数， a_i 为路径衰减， $d_i(t)$ 为 t 时刻下的路径长度， λ 为信号波长。

WIFI 信号的传播过程往往受到多径传播的影响，在感知方面传播方式可分为两类：静止路径和动态路径。静止路径是传播空间中保持不变的传播路径，如天花板、墙壁等的反射，动态路径是传播过程中变化的传播路径，如移动的人体的反射。动态路径的存在导致了动态路径传播长度变化，直接表现在 CSI 数据的幅度变化。

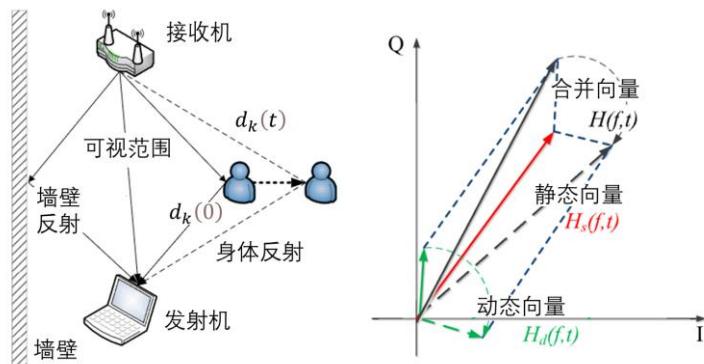


图 2 WIFI 多径反射模型示意图

从而可以将接收信号的模型分为两部分：

$$H(f, t) = H_s(f, t) + H_d(f, t) = H_s(f, t) + a_0(f, t) e^{-j2\pi \frac{d_0(t)}{\lambda}} \quad (3)$$

上式中，假设只有一个动态发射路径， $H_s(f, t)$ 为静态路径响应， $H_d(f, t)$ 为

动态路径响应。

在现代 WIFI 发射和接收模型中，往往采用多输入多输出(MIMO)技术，以减少环境干扰，即意味着包含多个发射天线和多个接收天线，这种情况下的接收信号可表示为如下：

$$Y = H \times X + N \quad (4)$$

其中 X 为发射信号向量， Y 为接收信号向量， H 为 CSI 频率响应矩阵， N 为高斯白噪声。其中 H 可由下式估计得到：

$$\hat{H} = \frac{Y}{X} \quad (5)$$

对于一个一发二收的 WIFI 天线，可以得到该 CSI 矩阵如下形式：

$$H = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{1,1} & \cdots & H_{1,N} \\ H_{2,1} & \cdots & H_{2,N} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 H_1 为第 1 个接收天线的 CSI 矩阵， $H_{1,N}$ 为第一个接收天线的第 N 个子载波的 CSI 数据。每一个 CSI 数据都是一个复数可由下式表示：

$$H(n) = \|H(n)\|e^{-j\angle H(n)} \quad (7)$$

CSI 数据有两种表现形式，在频域上称为信道频率响应(CFR)，在时域上称为信道脉冲响应(CIR)。一般情况下 CSI 是指对 OFDM 系统中译码后频域空间对应的每个子载波的振幅和相位进行估计，也就是 CFR，每个子载波的 CFR 反映了对应频率信号的频域响应。CIR 可由 CFR 通过 IFFT 得到，即两者可由傅里叶变换相互转换。CIR 反映了不同传播路径下，信道的响应程度，通过对 CIR 的分析可以直接观察到多径传播的存在。

除 CSI 数据外，WIFI 信号中接收信号强度(RSSI)也是衡量无线信号传输过程中状态的参数指标，RSSI 并不是对单个子载波的分析，而是所有传播路径接收信号的强度估计，RSSI 的计算公式如下：

$$RSSI = 10\log2(\|V\|^2) \quad (8)$$

上式中 V 是总体接收信号，通过对 RSSI 数据的分析可对信号经过的传播路径进行估算。

2.2 WIFI CSI 数据的采集

CSI 数据的获取需要支持 IEEE 802.11a/b/g 协议的无线网卡，乐鑫科技的 ESP32C5 芯片支持这一协议，可通过该开发板套件进行 CSI 数据的采集。

开发套件中提供了 CSI 数据的标准格式，通过与电脑连接，利用串口打印并对其进行解析可以实现将接收到的 CSI 数据保存到电脑。本次测试数据采集场景如下：

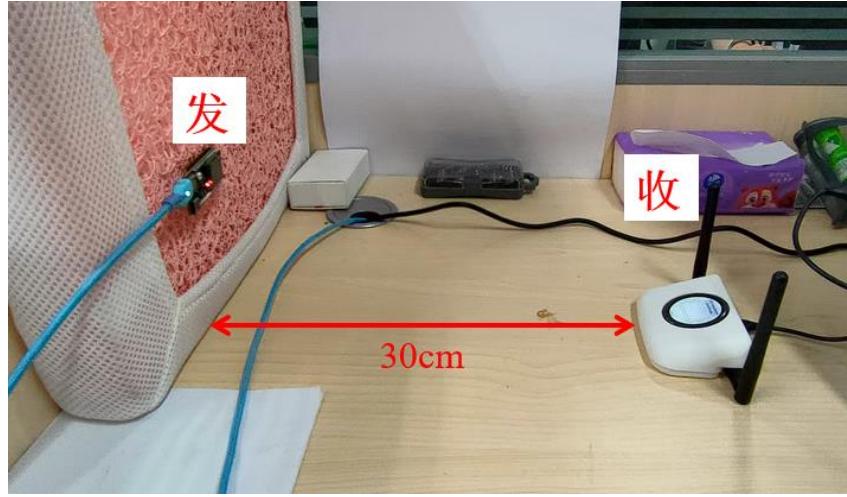


图 3 桌面情况采集场景

保存的 CSI 数据如下图所示：

图 4 ESP32C5 保存的 CSI 数据

上图中为采集的一个接收天线的 CSI 数据，保存的数据中每一行是一个时间点下的数据，包括数据编号(id)，接收信号强度(rssi)，CSI 数据(data)等，其中 data 列保存了所有子载波的 CSI 数据，由于 CSI 数据为复数，储存时第一个数据为实部，第二个数据为虚部，以此类推，每一个时间点下的 CSI 数据包含了 117 个子载波。设计三种场景：静止、手部向前、手部向右，每种手势在 5 秒内完成，采集 5 秒内的 CSI 数据，为简化采集，本次采集仅使用了一个收发天线，每种场景采集 50 次。

2.3CSI 数据的处理与分析

对采集的数据，规定采集时间为 5s，分别采集静止状态、手部向前挥动、手部向右挥动三种场景下的 CSI 数据，对其进行对比分析。

➤ RSSI 数据的对比分析

RSSI 数据较为简单，首先对该数据进行分析，对比三种情况下 RSSI 数据如下图所示：

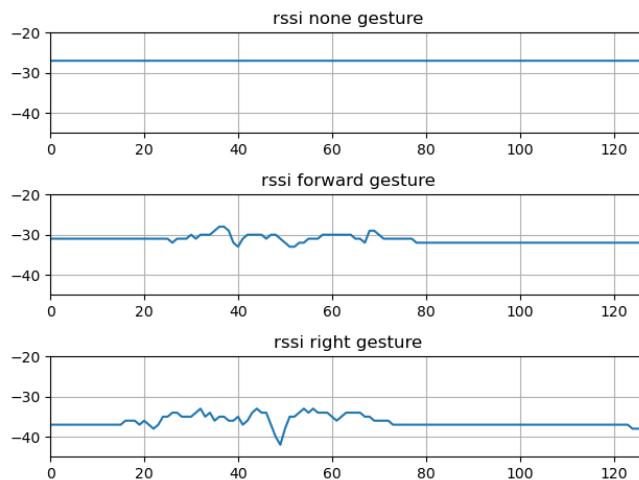


图 5 不同手势 RSSI 数据对比

可以看到，在无动作干扰场景下，RSSI 数据非常平坦，且数据较高，向前挥手和向右挥手的 RSSI 数据幅度明显减弱，且波动较大，其中向右挥手动作波动最大。由此可以发现，利用 RSSI 的均值和方差数据可以对上述三种简单的场景进行分类。计算每个样本前 128 个 RSSI 数据的均值和方差作为分类数据，将采集数据按照 7: 3 的比例划分训练和测试集，在归一化尺度下的各场景样本分布如下图所示：

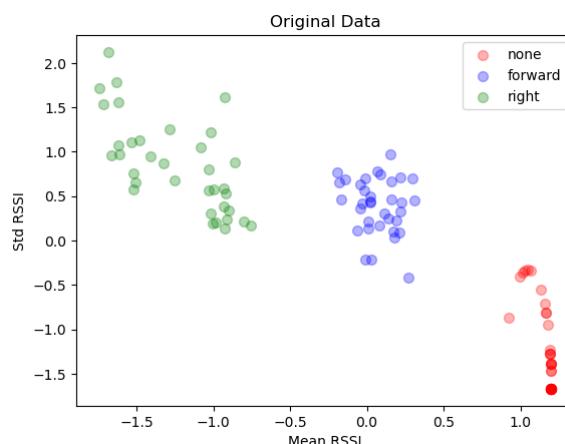


图 6 三种情况下 RSSI 数据分布(归一化尺度)

采用 K-Means 聚类算法对训练样本进行训练，设定中心个数为 3，训练得到聚类结果如下图所示：

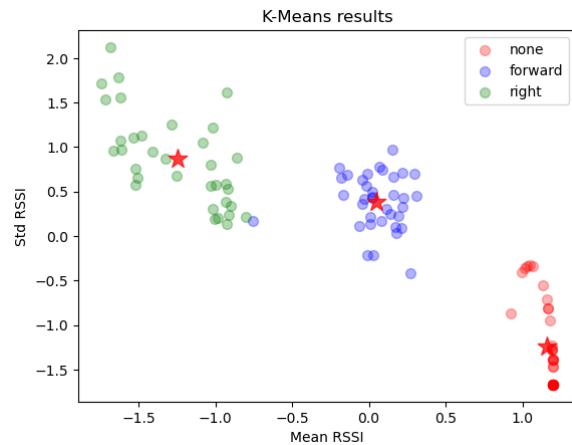


图 7 K-Means 聚类结果

由上图聚类结果可以发现，基本上可以实现三种场景下的分类。保存模型并对测试数据进行预测，预测结果如下：

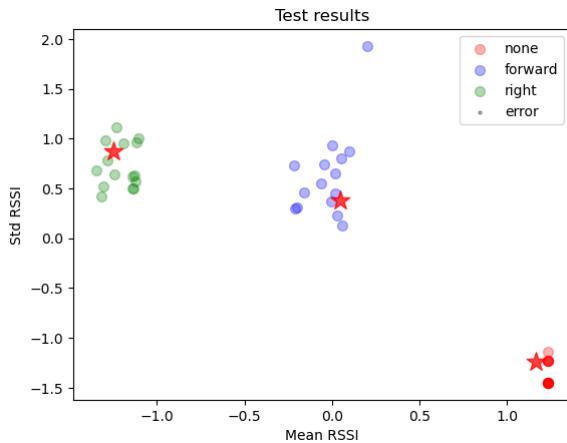


图 8 测试集数据预测结果

由上图可以发现，聚类算法很好地对不同情况下的样本进行了区分，且没有发生错误。

但仅使用 RSSI 的均值与方差数据显然过于粗糙，对于简单的分类可以达到良好效果，但要区分更加相似的动作，例如向前挥手和向后挥手，两者对于接收信号强度的影响几乎一致，仅使用 RSSI 数据恐难以实现分类。

➤ CSI 数据的对比分析

尽管使用 RSSI 数据实现了简单的分类，但受限于观测度太低，要实现更加精细的感知，需要利用更能反映信道状态的 CSI 数据。

根据 CSI 数据的存储格式，将各个时间采样点的所有子载波的 CSI 数据解析出来，并计算对应的幅度和相位，其中相位信息由于相位突变的情况存在，使用解卷绕将相位信息映射到便于观察的范围，结果如下图所示：

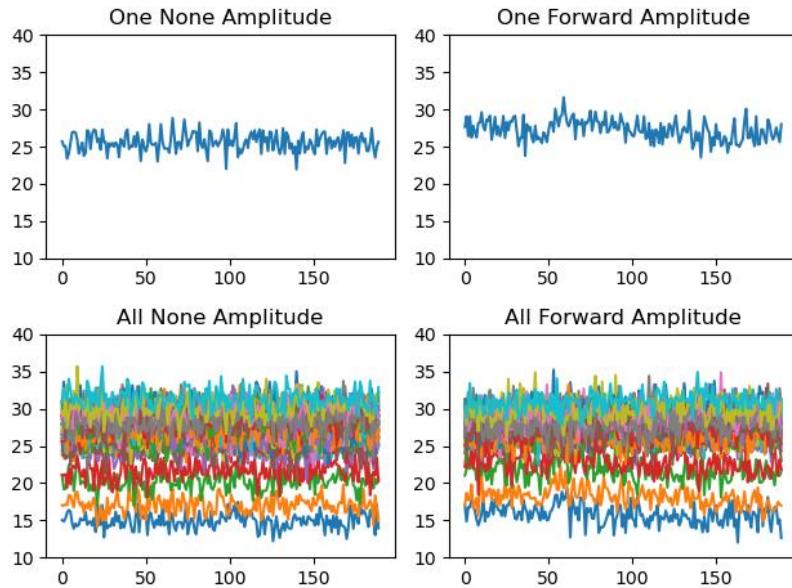


图 9 CSI 载波幅度变化(静止与向前挥手)

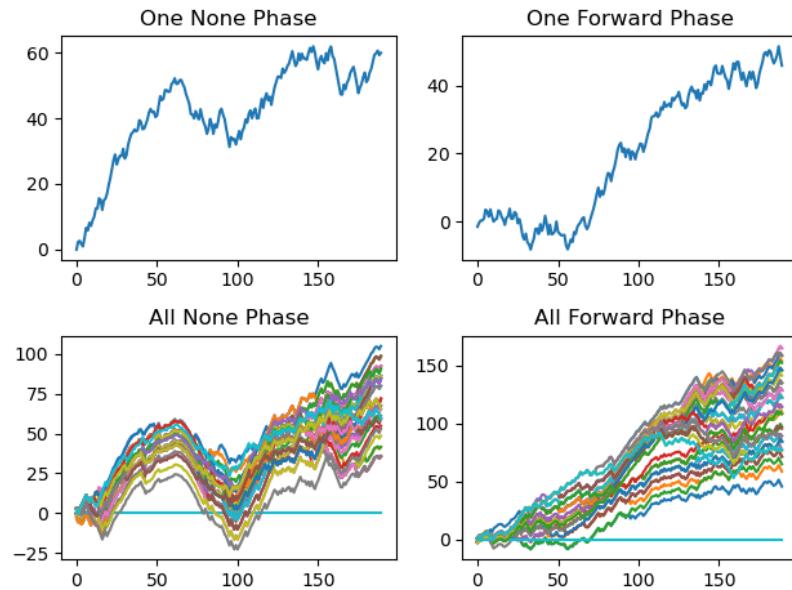


图 10 CSI 载波相位变化(静止与向前挥手)

在静止状态下，CSI 的幅度信息变化较为平缓，且受到杂波影响表现出高频振荡，相位信息受影响因素较多且较为敏感(如噪声、频率偏移、易受设备时钟漂移影响等)导致静止状态下的相位依然有很大变化。在向前挥手场景下，CSI 幅度信息变化出现了小幅度突变，由于本身噪声的影响，变化并不明显，相位信息

同样难以区分。同时可以发现，不同的子载波的 CSI 信息变化也不同，部分变化较为明显，部分甚至不产生变化，需要更多的方式对 CSI 信息进行处理。

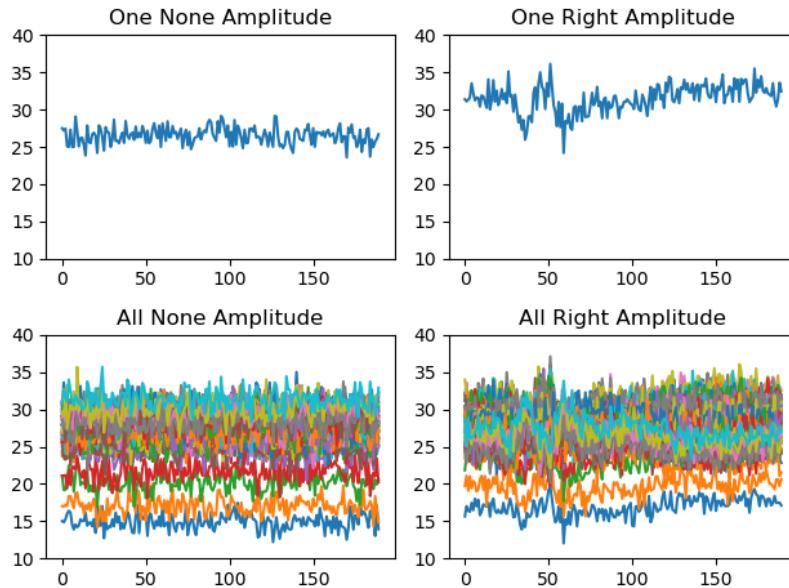


图 11 CSI 载波幅度变化(静止与向右挥手)

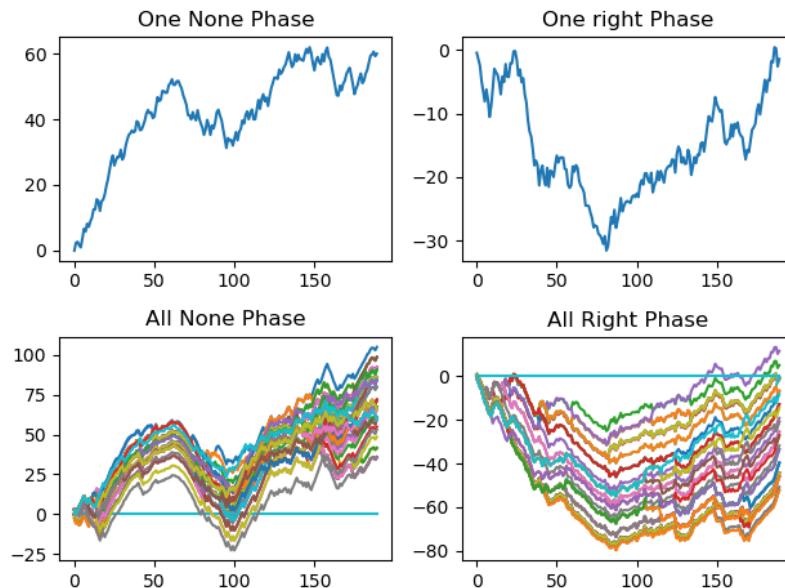


图 12 CSI 载波相位变化(静止与向右挥手)

同样地，从上图中可以发现，相比于向前挥手动作，向右挥手动作的 CSI 幅度信息产生了较明显的变化，但相位信息依然难以分辨，因此目前仅针对 CSI 的幅度信息进行处理。

将上述针对 RSSI 数据的 K-Means 聚类应用于 CSI 的幅度信息，由于 CSI 含有多个子载波，本次先选取第一个子载波数据进行测试，聚类结果如下：

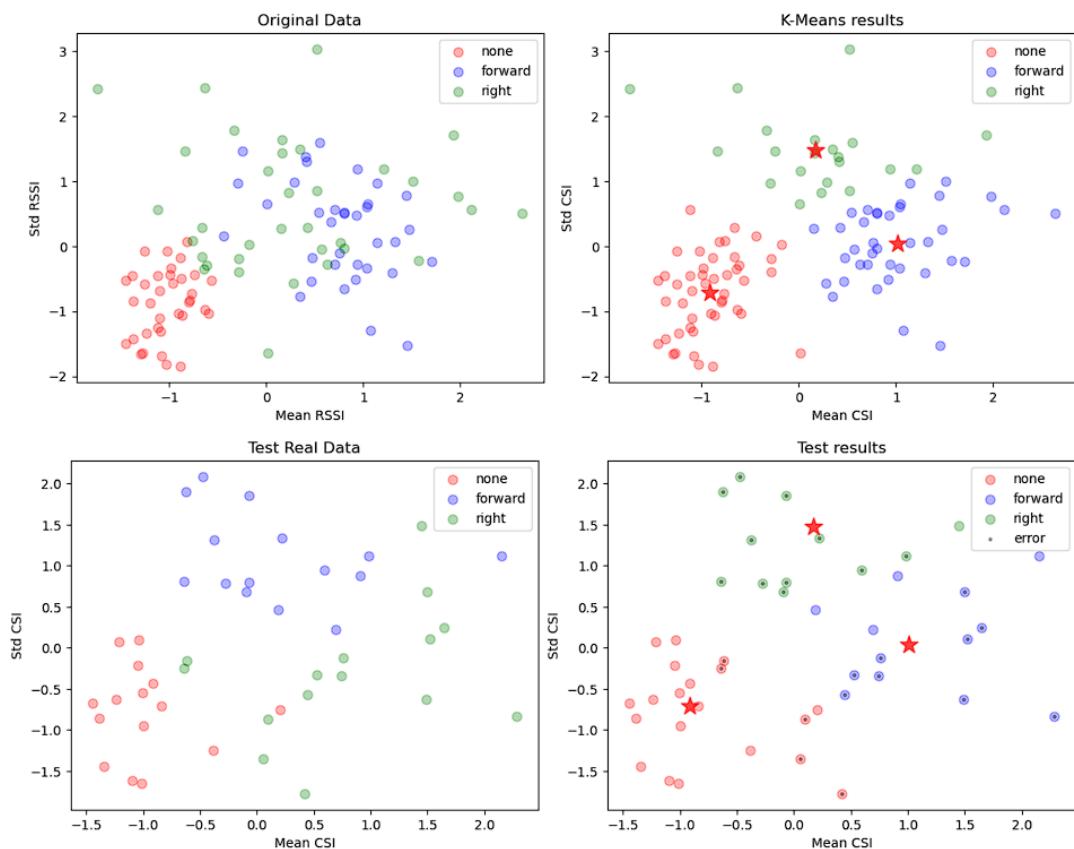


图 13 CSI 数据 K-Means 聚类结果

从上图中可以发现，CSI 数据在动态环境下的均值和方差结果分布较为广泛，仅使用简单的均值和方差作为数据的代表难以实现不同场景下的准确分类。训练和测试集中动态情景的数据分布也不相同(图 13 中左侧两张图 forward 和 right 动作的数据分布有很大差异)，导致最终预测的准确率仅有 44%。

同时，由于 CSI 数据受到噪声的影响较大，选择合适的滤波算法对原始 CSI 数据进行处理非常重要，常见的方法有 Hampel 去噪、DWT 离散小波变换等，并且不同子载波对环境的感知程度不同，如何选择合适的子载波作为分类依据也值得考虑，后续需要对 CSI 数据进行合适的算法处理，并设计手势动作采集合适的数据进行分类实验。

3.参考文献

- [1] 刘佳慧.基于WiFi的手势识别系统设计与实现[D].合肥工业大学,2019.
- [2] 刘青青.基于CSI和特征融合的人体动作识别方法研究[D].合肥工业大学,2023.
- [3] 刘镇东.基于WiFi CSI的时序行为识别与检测研究[D].电子科技大学,2025.