

分类号 TN919.3 密级 公开  
UDC                      编号                     

# 雲南大學

## 碩士研究生學位論文

題 目 基于 Wi-Fi-CSI 的人体行为识别研究

Title Research on human behavior recognition  
based on WiFi-CSI

学院（所、中心）                      信息学院

专 业 名 称                      电子与通信工程

研 究 方 向                      无线感知

研究生姓名           周 祥           学号           12018002019          

导 师 姓 名           常 俊           职称           副教授          

2021 年 5 月

扉页 1:

云南大学硕士研究生学位申请简况表	论文预审	论文预审结果：通过			
		专家姓名	职称	所在单位（校内：学院/校外：所在单位）	
		柏正尧	教授	云南大学信息学院	
		余鹏飞	副教授	云南大学信息学院	
	论文送审	专家姓名	职称	所在单位（校内：学院/校外：所在单位）	结果
		邵剑飞	副教授	昆明理工大学	良好
		杨晶晶	教授	云南大学信息学院	合格
	论文答辩	答辩结果：答辩通过，同意毕业，建议授予工程硕士学位			
		答辩专家	职称	所在单位（校内：学院/校外：所在单位）	
		李文华	正高级工程师	云南省基础地理信息中心	
		杨鉴	教授	云南大学信息学院	
		周冬明	教授	云南大学信息学院	

## 论文独创性声明及使用授权

本论文是作者在导师指导下取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，不存在剽窃或抄袭行为。与作者一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

现就论文的使用对云南大学授权如下：学校有权保留本论文（含电子版），也可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文；学校有权公布论文的全部或部分内容，可以将论文用于查阅或借阅服务；学校有权向有关机构送交学位论文用于学术规范审查、社会监督或评奖；学校有权将学位论文的全部或部分内容录入有关数据库用于检索服务。

（内部或保密的论文在解密后应遵循此规定）

研究生签名： 周祥      导师签名： 李俊      日 期： 2021.5.23

## 摘要

现如今,无线网络覆盖在我们生活中的大量场景中,而无线感知技术的逐渐进步也正在不断的影响着我们的日常生活。无线感知技术可以应用于人体行为识别领域,其在智能家居、入侵检测、医疗监护、体感游戏等方向有着重要应用,符合人民对智慧生活的追求,因而引起越来越得到国内外科研人员的关注。而由于目前 WiFi 设备的大量部署,且基于 Wi-Fi-CSI 的人体行为识别技术由于其相比传统的行为识别技术有着无需携带任何设备、低成本、高稳定性、高精度、高覆盖范围等优点而越来越受到研究人员的青睐,但现在基于 Wi-Fi-CSI 的行为识别研究也存在着有效特征提取困难、识别模型感知精度低、缺乏多场景下的数据集等问题。

针对以上问题本文首先采用 CSI 数据采集系统通过修改了无线网卡驱动固件的商用 Wi-Fi 设备在不同环境下采集大量的人体行为的信道状态信息数据建立行为数据集。对于数据的分类,本文提出了一种基于 Wi-Fi-CSI 的人体行为识别的方法-Wibr,方法流程主要有数据预处理、特征提取与筛选、信号分类这几部分所组成,在数据预处理阶段采用巴特沃斯低通滤波器对原始信号进行去噪预处理,减少噪声对最终识别效果干扰。在特征提取阶段采用小波包分解算法提取信号从低频到高频的小波包能量占比特征和小波包系数统计特征组,在特征筛选阶段对冗余量较大的原特征采用主成分分析法对其进行筛选,得到虽维度远小于原始特征维度但包含了原始特征大部分信息的特征子集,提高了系统分类速率和降低系统过拟合的风险。而在信号分类阶段采用支持向量机算法,且算法的参数经过粒子群优化算法的优化。通过其对特征子集进行分类操作,最终得出实验识别精度。

最后为验证本文所提出方法的鲁棒性和普适性,本文拟通过在不同场景以及不同采样率下采集了大量数据用于方法效果的验证,最终实现了在不同场景下 95.8%的平均识别率,证明了本文方法用于人体行为识别方法有着非常好的普适性和有效性。

**关键词:** 无线感知; 行为识别; 信道状态信息; 小波包分解;支持向量机;

## Abstract

Nowadays, the wireless network covers a large number of scenes in our lives, subsequently, the gradual progress of wireless sensing technology is continuously affecting our daily lives. In the field of wireless perception technology applied to human behavior recognition, it has important applications in smart home, intrusion detection, medical monitoring, somatosensory games, etc., in line with the people's pursuit of a smart life, and getting more and more attention from domestic and foreign researchers, and due to the massive deployment of WiFi devices, and Wi-Fi-based human behavior recognition technology is more and more favored by researchers due to its advantages such as no need to carry any equipment, low cost, high stability, high accuracy, and high coverage compared to traditional behavior recognition technology. However, the current research on behavior recognition based on Wi-Fi-CSI is also faced with problems such as difficulty in extracting effective features, low perception accuracy of recognition models, and lack of data sets in multiple scenarios.

In response to the above problems, this article first adopts a CSI data acquisition system to collect a large amount of channel state information data of human behavior in different environments through a commercial Wi-Fi device that has modified the wireless network card driver firmware to establish a behavior data set. For data classification, this paper establishes a Wi-Fi-CSI-based human behavior recognition models-Wibr. The system mainly consists of data preprocessing, feature extraction and screening, and signal classification. In the data preprocessing stage Use Butterworth low-pass filter to denoise the original signal and reduce the interference of noise on the final recognition effect. In the feature extraction stage, the wavelet packet decomposition algorithm is used to extract the wavelet packet energy ratio feature and the wavelet packet coefficient statistical feature group from the low frequency to the high frequency of the signal. In the feature selection stage, the principal component analysis method is used for the original features with large redundancy. It filters and obtains a feature subset whose dimensions are much smaller than the original feature dimensions but contain

most of the original feature information, Improve the system classification rate and reduce the risk of system overfitting. In the signal classification stage, SVM classification algorithm with kernel function parameters optimized by a particle swarm optimization algorithm is used. Through the classification operation on the feature subset, the experimental recognition accuracy is finally obtained.

Finally, to verify the robustness and universality of the system proposed in this paper, this article intends to use a large amount of data collected in different scenarios and different sampling rates to verify the effect of the system, finally achieved an average recognition rate of 95.6% in different scenarios, it proves that this system has very good feasibility and effectiveness for human behavior recognition.

**Keywords:** Wireless perception; Behavior recognition; Channel state information; Wavelet packet decomposition; Support vector machine;

## 目 录

摘 要.....	I
Abstract .....	III
目 录.....	V
第 1 章 绪 论 .....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 可穿戴传感器感知的人体行为识别 .....	2
1.2.2 无接触人体行为识别.....	3
1.2.3 基于无线感知的行为识别.....	5
1.3 主要研究内容和创新点 .....	7
1.4 论文章节安排.....	8
第 2 章 基本理论与算法基础 .....	11
2.1 无线通信技术背景 .....	11
2.1.1 MIMO-OFDM 技术 .....	11
2.1.2 室内无线信号传播模型.....	13
2.1.3 从 RSSI 到 CSI.....	15
2.2 特征选择算法.....	18
2.3 分类器算法.....	20
2.4 粒子群优化算法.....	22
2.5 本章总结 .....	23
第 3 章 行为数据采集系统 .....	25
3.1 硬件设备 .....	25
3.2 软件环境 .....	25
3.3 CSI 数据解析 .....	27
3.4 采集场地及参数设置 .....	28
3.4.1 走廊场景.....	29

3.4.2 会议室场景 .....	29
3.4.3 暗室场景 .....	30
3.5 本章小结 .....	31
第4章 行为识别方法与实验结果分析 .....	33
4.1 方法模型简介 .....	33
4.2 数据去噪预处理 .....	34
4.3 特征提取 .....	35
4.3.1 小波包系数统计特征 .....	35
4.3.2 小波包能量特征 .....	37
4.4 特征选择 .....	39
4.5 分类器 .....	40
4.6 实验结果分析 .....	42
4.6.1 不同场景结果对比 .....	42
4.6.2 不同发包率结果对比 .....	43
4.6.3 不同子集维度结果对比 .....	44
4.7 本章小结 .....	45
第5章 总结与展望 .....	47
5.1 总结 .....	47
5.2 展望 .....	48
参考文献 .....	49
硕士学位期间完成的科研成果 .....	57
致 谢 .....	59



## 第1章 绪论

### 1.1 研究背景及意义

人体行为识别技术<sup>[1]</sup>目前是人机交互研究<sup>[2]</sup>的核心技术，广泛的应用于智能家居<sup>[3]</sup>、入侵检测<sup>[4]</sup>、驾驶员疲劳检测<sup>[5]</sup>、医疗检测<sup>[6]</sup>、体感游戏<sup>[7]</sup>等领域，由于其在各行各业中获得了广泛的应用而吸引了越来越多科研人员的关注，起初人体的行为识别研究基于可随身穿戴的传感器设备，使用者穿戴上装置了如加速度传感器<sup>[8]</sup>、RFID<sup>[9]</sup>、陀螺仪<sup>[10]</sup>等各种传感器的穿戴设备，通过采集数据，分析判断所做的行为。而不依赖于可穿戴传感器的人体行为识别方法，由于对人体没有入侵性和违和感，受到工程界和科研界广泛的关注。其中，基于计算机视觉的人体的行为识别由于其可以依靠于目前广泛的视频图像的监控网路，对采集到的人体行为视频和图像进行分析与识别<sup>[11]</sup>，已成为主流的研究方向。此外，还有依靠射频雷达对人体运动回波的信息分析处理，从而识别人体动作<sup>[12]</sup>的方法也日益受到关注。

随着无线通信系统对复杂无线信道从空域、时域和频域进行信号处理的技术不断创新突破，无线信道的测量内容更加精细化。信道状态信息（CSI）<sup>[13]</sup>在提高信道估计精度，增加信道容量的同时，也为传播环境的感知开辟了广阔的想象空间，可以通过分析信号在传播空间（信道）中的信道状态信息实现对场景环境的感知。WiFi 无线网络技术先进、部署广泛，IEEE 802.11n 协议标准中采用了 OFDM、MIMO 技术，信道检测估计获取的 CSI 数据包含了丰富的细粒度的传播环境信息，可用于高精度定位、人体行为识别等研究领域。此外，利用室内现成的 WiFi 无线网络系统，无需使用者穿戴专用传感器，显著降低部署成本。

基于 WiFi-CSI 的人体行为识别研究也面临以下几方面的挑战，一是有效特征提取困难。CSI 数据是通过信道估计算法获取的，不能完全反映环境的动态变化，造成环境信息的丢失。二是识别模型感知精度低，已有的成果通常使用图像视频识别领域的方法，识别模型未考虑人的行为模式具有特定的时空特征，使得很多相识动作不易被识别，导致现实场景中感知识别率低、稳定性差。三是缺乏多场景下的数据集。质量优质、多场

景的数据集在提取高效特征、训练分类模型以及跨场景行为识别等方面将起到的作用非常关键。目前还找不到数量充实、采集场景多的公开数据集，造成识别模型欠拟合、泛化能力差。

因此，通过升级 WiFi 的网络适配器固件，更新驱动程序，部署 WiFi-CSI 数据采集系统，采集反映场景中受人体动作扰动的无线信道的信道状态信息，并设计和实现一个人体行为识别方法是一项非常有挑战的研究课题。利用 Wi-Fi 无线信号进行室内无设备的行为识别的方法具有低成本、高稳定、高普适性等优点，研究对于推动人机交互、医疗监护和安防监控等各种应用领域发展，用以让人类拥有更好的生活体验有着极大的意义，同时，在无线通信与感知一体化领域 also 具有重要的科学研究价值。

## 1.2 国内外研究现状

人类活动的识别由于其广泛的应用前景一直以来多是物联网感知领域一项非常具有研究价值的核心技术。目前，国内外可以用于行为识别的方法很多，但大体被分为两类，其中一类为有设备或有可穿戴设备的行为识别，这也是最初被使用到行为识别领域的技术。另一类称为无设备或无接触的行为识别，这类主要有基于视频与图像和基于射频雷达的回波信号等方法，以及基于 Wi-Fi 信号的行为识别方法。

### 1.2.1 可穿戴传感器感知的人体行为识别

最初对于行为识别的研究主要依靠于各种传感器，基于传感器的识别方法是在人身上装置能获取人体运动时的信息的传感器如：陀螺仪、加速度传感器等传感器模块，用于采集使用者做行为时产生的数据并将其用于行为识别的研究。而其中最典型的的就是对于数据手套的研究，用户佩戴上装有很多传感器的数据手套做运动时，传感器获取手部的位置方向和运动等信息，再通过算法分析后能在虚拟的环境中模拟出这些手势动作。如国外的 Assam 和 Grobel 等人使用了隐马尔科夫模型，从佩戴了 VPL 公司研发的装置了光纤传感器的数据采集手套的实验者的视频流中挖掘数据信息，实现了对 261 个孤立词汇的识别率为 91.3%<sup>[14]</sup>。还有如 O.Politi<sup>[15]</sup>让实验对象戴上装有如陀螺仪、加速度传感器等各种传感器的特殊设备，然后用这些传感器收集到的数据提取特征用监督学习算

法进行行为分类，还例如 CyberGlove 公司开发的一款数据手套便可以通过手套上装置的 18 到 22 个传感器节点采集手部运动的具体数据信息用于反映手指动作<sup>[16]</sup>，下图 1.1 为 CyberGlove 手套相关实物图。



图 1.1 CyberGlove 手套实物

在国内哈尔滨工业大学的高、吴等人将一个由 18 个测加速度的传感器组成的 CyberGlove 手套运用到中文手语分析系统之中，通过对手套上加速度传感器采集到的数据进行分析，实现了对单个字词 90% 的识别精度，语句 92% 的识别精度<sup>[17]</sup>。还有一些研究人员研究基于手机加速度<sup>[18]</sup>和运动手环<sup>[19]</sup>的手势识别，但是这些方法虽然识别精度高但是其对于使用者来说具有一定入侵性且由于有些传感器体积过大使用起来很不便，以上原因导致了基于传感器的方法在使用场景上会受到限制，但其在体感游戏领域有着较好的应用。

### 1.2.2 无接触人体行为识别

#### 1. 基于视频图像的人体行为识别

在人体行为识别的研究的初期，主要是通过利用各种专业摄像头和照相机等图像视频采集设备获取人们做动作时的图像视频数据，再利用各种算法对数据进行分析，判断出当前动作类型已达到识别的目的。就如 Ding 等人<sup>[20]</sup>通过采集视频图像将其处理之后提取处理后视频图像的小波特征，之后将得到的特征导入支持向量机模型中分类，实现了较高的识别正确率。而目前有一款针对 XBOX360 体感周边外设产品 Kinect 摄像机<sup>[21]</sup>，其能感知语音、手势和玩家感觉信息一般用于体感游戏，下图 1.2 为 Kinect 摄像机实物图。



图 1.2 Kinect 摄像机

北京交通大学的王松林等人<sup>[22]</sup>将 Kinect 摄像机用于实现了一种通过手势控制的机器人，但这种基于视频图像的方法由于要使用专业的图像采集设备消耗的成本过高，且其检测范围必须在视距（LOS）之内，为了增加检测范围我们还需要增加摄像设备的数量。同时对环境的光照条件有着较高的要求，在黑暗环境下无法使用，且无法工作于非视距（NLOS）条件下，且基于视频图像的方式也容易造成用户隐私的泄露，因此基于计算机视觉和图像处理的行为识别方法在生活中无法得到很好的应用。但视频图像的方式在别的如人脸识别等领域有着很好的应用。

## 2. 基于射频雷达回波的感知识别技术

射频雷达所发出的射频信号是区别于无线信号的另一技术，它的原理主要是对目标点进行照射并接收反射回来的雷达波，从而即可得知目标位置至发射位置的距离、方位等各种信息。常被用于气象预报<sup>[23]</sup>、自动驾驶<sup>[24]</sup>、资源探测<sup>[25]</sup>、环境监测<sup>[26]</sup>等领域，但近年来雷达系统也逐渐受到国内外科研人员的关注被用于无线感知技术之中，如 Fadel Adib 等人提出的 WiTrack 系统<sup>[27]</sup>可以在 20cm 误差内，利用调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)穿墙跟踪人的活动，Jiang 等人<sup>[28]</sup>利用超宽带(Ultrawide Band, UWB)雷达获取人体运动的回波信息中的特征，来实现人体动作的识别。随着人们对室内高性能、高精度行为感知技术的需求不断提高，雷达射频信号虽然能穿过云层穿墙性较差，且需要购置很多高成本的专有雷达设备如：激光雷达<sup>[29]</sup>、毫米波雷达<sup>[30]</sup>等，所以在很多应用场景下多不适合采用基于射频雷达的感知技术。但其在生命检测领域有着很好的研究价值，下图 1.3 为激光雷达（左）、毫米波雷达（右）的相关实物图。



图 1.3 激光雷达、超带宽雷达实物

### 1.2.3 基于无线感知的行为识别

近年来，人体行为识别技术的主要应用场景就是室内，且现今大量的无线网络在我们的室内生活场景中被部署，而在室内相对复杂的环境中基于无线感知技术的行为识别技术能实现最大精度、普适性的识别任务，且无需用户佩戴任何设备，成本较低，其信号还具有很强的穿墙性，无需视距（LOS）能拥有很大的探测范围且可克服多种不利的环境因素。而最初研究成果来之于华盛顿大学的 Qifan Pu 等人提出了对于人体行为的无线感知系统 WiSee<sup>[31]</sup>，其是在软件无线电设备上利用射频技术产生多普勒效应，实现了在无线系统中对不同人体手势的识别，其中包含视距、非视距及穿墙等场景，并且还实现了通过不同手势控制室内的灯光等设备，虽然利用 USRP、WARP 等软件无线电设备能完成高精度的人体行为识别工作，但是其需要使用价格较为高昂的实验设备，并不适合在实际场景下使用。直到 Daniel Halperin 等科研人员通过修改商用 Wi-Fi 设备固件的方式来获取到信道状态信息（CSI），这种只需要较低成本的信息获取方式使得国内外的研究人员对利用 Wi-Fi 信号进行人体行为识别的研究产生了浓厚的兴趣。

目前有两类基于 Wi-Fi 信号进行室内人体行为识别的方法，第一类方法是传统信号强度指示信息（Received Signal Strength Indicator, RSSI），其可以通过目前市面上绝大部分无线设备测量到如：智能手机、无线网卡等，其代表的是无线信号接收到数据包的强度，由于数据再信道中传输过程中会受到反射、衍射、多径等影响，同时环境中移动的物体和人体运动的也会干扰到信号的路径，此时 RSSI 会产生特定的变化，通过分析

RSSI 变化和人体动作之间的关系,可以实现动作的识别,就如 Sigg 等人<sup>[32]</sup>通过将 RSSI 应用到人体手势的识别领域,根据 RSSI 数据的分散程度就能很容易区分人体的不同手势,也因此实现了 57%左右的平均识别率,但是 RSSI 易受到多径效应的影响,且不能表征更丰富更细粒度的环境信息,识别精度一般较低,所以其一般适合用于室内定位领域,直到近年来信道状态信息(Channel State Information, CSI)<sup>[33]</sup>被科研人员从商用 Wi-Fi 设备上成功获取到,其是属于无线信号中物理层的信息,需要特定的商用 Wi-Fi 设备如: Intel 5300 网卡进行采集,相比 RSSI, CSI 由于其所有子载波多包含的丰富的幅度值和相位值信息,因此对环境的变化更为敏感,通过采集人体行为在不同环境中对 Wi-Fi 信号产生的变化,然后再找到不同的变化将其和人体行为识别一一映射关系,实现对行为的识别,且其识别效果更好,数据分辨率更高,克服了 RSSI 频率分辨率低,稳定性差的缺点,是属于细粒度的信号。由于其本身拥有的诸多优势,在近年来被科研人员重点关注而被广泛的用作人体行为识别的最为广泛的无线信号。如 Wang 等人<sup>[34]</sup>提出的 CARM 模型,在该系统中,CSI 速度-模型用于量化人体速度与 CSI 值之间的关联性,CSI 活动-模型用于量化人体各部份的速度与人类所做行为之间的关联性,最后分类阶段基于隐马尔科夫模型成功对 9 种人体行为进行识别,得到了 93%的平均识别率。He 等人提出了 WiG 系统,针对右挥、左挥、推、拉 4 种手势,通过提取 4 种 CSI 信号中受到人体行为影响的信号波形区间的统计特征之后使用支持向量机分类模型进行分类,实现了对不同手势的 95%的平均识别率<sup>[35]</sup>。还有 Yao 等人<sup>[36]</sup>提出的 LBR 方法,利用小波变化提取信号时频特征进行行为识别,实现了两人场景下的人体行为 93%的平均识别率,以及 Akhtar 等人<sup>[37]</sup>从经过预处理后的 CSI 信号无线电图像的判别分量中提取特征用于驾驶员行为的识别,从而对交通事故的发生起到预防作用,可以看到利用 CSI 信号进行行为识别有着广泛的应用前景和研究价值。

各种的机器学习技术均可以用于基于特定特征的多类分类,目前分类领域用比较主流的机器学习算法有支持向量机(SVM)、隐马尔可夫模型(HMM)和深度学习等。由于活动数据是一个序列,CARM 采用了 HMM,结果表明可以得到令人满意的结果。而机器学习的方法针对数据量较少的分类任务有很好的效果,当数据量很大时,深度学习的方法往往能实现较好的效果,文献[37]则对提出到的 CSI 信号图像采用神经网络进行分类识别也取得了很好的效果。

综上所述,目前国内外在人体行为识别领域出现了很多方法,但是这些方法也有其不足之处。使其不利于在我们日常生活中得到普及,且鉴于 WiFi 设备的普及,以及物联网技术逐渐应用到我们的生活之中,基于 Wi-Fi 信号中信道信道状态信息(CSI)的行为识别方法能同时具备无需出穿戴特殊设备、低成本、高精度、高普适性等优点。但是传统基于 Wi-Fi 信号的行为感知大多使用统计特征,并没有考虑到采用从低频到高频更能代表人体行为的最优特征,且在信号分类阶段往往只使用最基础的支持向量机算法,而没有对算法进行优化。而本文旨在进一步研究人体行为从低频到高频更能代表原动作的特征,对于传统的支持向量机算法采用粒子群优化其核函数参数,使其达到最佳识别率。

### 1.3 主要研究内容和创新点

本文首先介绍了目前国内外主流的人体行为识别方法的研究进展,然后根据各种行为识别技术的优缺点,提出一种基于 Wi-Fi 信号的行为识别方法,数据采集采用了两台安装了现有的商用 WLAN 设备 Intel 5300 网卡并运行 Linux 802.11 CSI TOOL 的台式机作为 WiFi 信号的接收端和发送端,设置好实验参数后采集实验对象在不同环境下不同行为的行为数据,并将数据储存成为一个完整数据集。由于各种原因使得原始信号受到噪声的干扰,为了减少噪声对实验结果的影响,本文采用巴特沃斯滤波器对采集到的数据进行滤波<sup>[38]</sup>,之后对预处理后的信号再采用小波包分解算法提取信号的小波能量占比和小波系数统计特征<sup>[39]</sup>,再使用主成分分析法(PCA)对原始特征进行降维处理<sup>[40]</sup>降低系统过拟合风险,将新的特征子集导入经过粒子群优化算法<sup>[41]</sup>(PSO)优化过惩罚因子  $C$  和核函数  $\sigma$  的支持向量机分类模型中验证模型性能,设计并实现了一个低成本且具有高稳定性、高精度的人体行为识别系统。

相比其他方法本方法有如下创新点:

(1) 本文针对现今人体行为识别的研究所采集的 CSI 数据集的现场环境过于单一,数据量较少,导致训练出来的模型并不是很可靠,得不到好最终分类结果的问题,采用了一套 WiFi-CSI 数据采集系统,通过收集不同环境下人体行为数据数据、并整理标注和预处理环节,建立了一个多场景下的人体行为的数据集。



(2) 本文提出了一种基于 WiFi 信道状态信息的人体行为识别方法 Wibr, 该方法首先针对现如今所提特征不能表达更多环境信息对信号的表征不够明显的问题, 采用小波包分解处理算法来提取 CSI 信号中低频与高频中更包含细节的特征向量, 并筛选最优的特征子集输入到采用经过粒子群算法优化的支持向量机模型实现了较高的人体行为识别率。

## 1.4 论文章节安排

本文章节安排主要有以下 5 个部分:

第一章为绪论, 先介绍一下行为识别的应用场景分析目前人体行为识别国内外的发展现状和该领域的研究意义。介绍一些目前国内外行为识别的主流技术(如: 基于穿戴式传感器、视频图像、射频雷达、RSSI、CSI), 分析这些技术目前的发展现状。最后对本文主要研究的内容、创新点进行介绍。

第二章为本文无线感知领域的相关理论知识及所用算法理论的介绍, 首先介绍正交频分复用技术以及多输入多输出技术的发展及其基本知识, 之后对信道中无线信号的传播原理, 以及从接收信号强度(RSSI)到信道状态信息(CSI)进行的介绍, 介绍关于 CSI 相比 RSSI 的不同点和优点以及对本文方法所要用到了算法(小波包分解算法、PSO 算法、SVM 算法)的基础理论知识进行介绍。

第三章为本文介绍了 CSI 的数据采集系统, 主要介绍采集 CSI 数据所用到的硬件设施和软件系统设置, 以及对采集到 CSI 数据在 Matlab 2019b 工具解析下得到的数据属性介绍, 之后将对数据采集环境进行介绍, 包括数据采集的不同场景、相关参数设置、采集对象情况以及采集数量等介绍。

第四章为行为识别系统与实验结果分析, 本章介绍了本文设计的行为识别方法 Wibr, 包括系统所涉及到的, 数据预处理、特征提取、特征筛选、分类器的介绍, 同时还分析不同实验参数下(发包率, 子集维数)对识别精准度的影响, 证明了本文方法的鲁棒性和有效性。



第五章：为对本文整体的总结与展望，对本文中提出的人体行为识别系统的主要工作及系统性能进行总结，再分析目前工作中存在的不足，对人体行为识别领域未来有待研究的方向进行展望。



## 第2章 基本理论与算法基础

本章主要是关于本文方法中 Wi-Fi 信号传播中信号在无线信道传播过程中所利用到的技术背景介绍，以及从接收信号强度（RSSI）到信道状态信息（CSI）以及本文中所涉及到的信号特征提取算法、特征维度选择算法、模型参数优化算法、分类器算法的理论知识介绍。

### 2.1 无线通信技术背景

#### 2.1.1 MIMO-OFDM 技术

##### 1. 多输入多输出（MIMO）技术

多输入输出技术是目前一项应用于 5G 通信的关键技术，目前很多支持 802.11n 协议的产品中多采用了这一技术<sup>[42]</sup>。其主要是利用大量的收发天线将信号进行同步收发，使用于通信的系统容量和频谱的使用率提高了很多倍，同时还降低了误比特率，改善通信的质量。

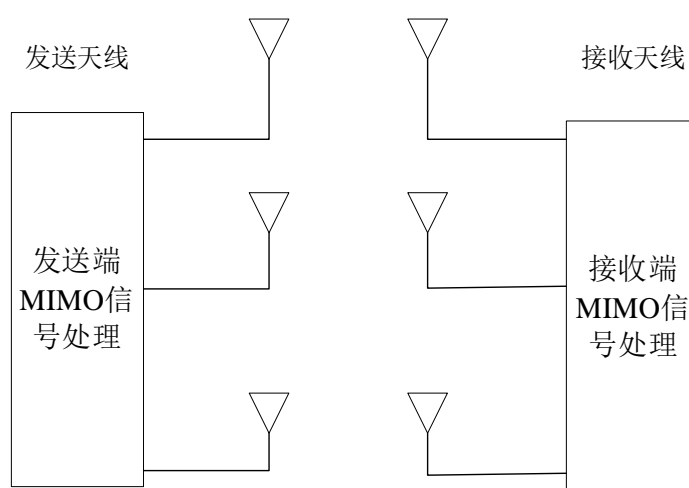


图 2.1 MIMO 系统框图

MIMO 技术的使用很大程度的提高了传播空间的空间使用率，如图 2.1 MIMO 系统框图所示，MIMO 技术主要是通过设置多套收发器天线来实现的，信号首先在信号发送器由发送天线发送，之后信号在信号接收器由接收天线收集并恢复。我们可以认为在信

号的发送端和接收端之间有多个独立的通道。例如在信号发送处布置  $N$  个天线，信号接收处布置  $M$  个天线，那么可以得到如下式的信道矩阵。

$$H = \begin{bmatrix} H_{1,1} & H_{1,2} & \cdots & H_{1,N} \\ H_{2,1} & H_{2,2} & \cdots & H_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ H_{M,1} & H_{M,2} & \cdots & H_{M,N} \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

其中  $H$  表示 MIMO 系统中收发天线对应的增益矩阵，各元素表示对应天线对的增益。使用 MIMO 结构可以在不增加传输功率的情况下实现很高的系统容量。

## 2. 正交频分复用（OFDM）技术

正交频分复用技术 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 作为多载波调制技术<sup>[43]</sup>，起初被提出的目的在于提高频率谱密度的使用率。其基本思想被提出于上个世纪 60 年代，但由于受到当时技术条件的限制，并没有得到广泛的应用。直到现在，更复杂的高速数据传输的 OFDM 系统已经得以应用。其主要的原理是先将信道进行划分为许多正交的子信道，再将高速的串行的数据流转换成多个低速的并行的子数据流并进行传输<sup>[44]</sup>。从图 2.2 可以看出，信号在经过 OFDM 技术调制之后，原信号的频率谱带宽被分成了相互叠加的子载波。目前 OFDM 技术在通信领域有着非常应用广泛，常常出现于各种数字通信系统，如无线局域网、非对称数字用于线系统中。而采用 OFDM 技术，我们即可将 WiFi 信号中信道状态信息提取出来，将其用于行为识别的研究。

以下为 OFDM 系统模型图，其过程可以看成是将原信号分成很多子信号，并将这些子信号进行调制成多个正交的子载波再并行的传输出去，最后经过解调使信号复原成原信号。在信号的发送器处串行的数据流经调制、编码之后再经过串并行转换将其转换为多个彼此独立会不干扰的并行的数据流，再输送到运算单元如 IFFT 将数据转换为时域信号并加上保护间隔，最后经由 D/A 转换将数字化的信号变为模拟化的信号，然后由信号发射端将信号通过天线发射出去。

在信号的接收器处，通过将模拟的信号经过 A/D 转换之后成为数字形式的信号，接着去除用于保护的间隔后通过串并的转换将原来的串行的数据信号流转换为并行的，之后再经过 FFT 和串并转换模块，对于得到的串行的数据信号流，通过解码后最终恢复为始数据流。

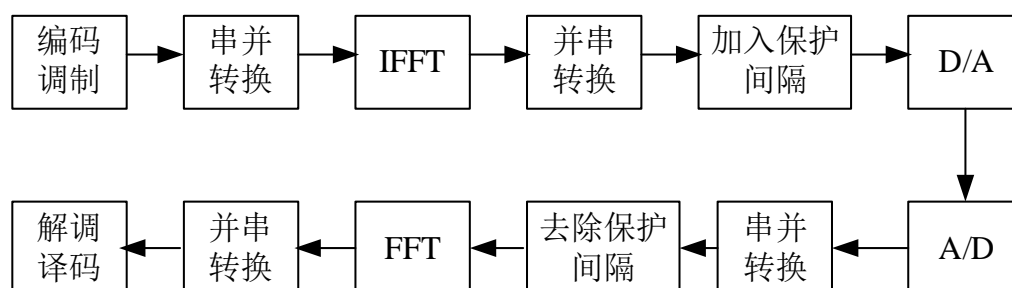


图 2.2 OFDM 流程图

在无线感知领域中将 MIMO 技术与 OFDM 技术结合能使我们获得很多环境信息。多发射的天线方法常常根据实际需求被应用在子信道中，每个信道多有相互对应的子信号及多发射的天线的 OFDM 系统<sup>[44]</sup>，如今在无线感知领域已经运用了大量的 MIMO 技术和 OFDM 技术。

### 2.1.2 室内无线信号传播模型

基于无线信号的行为研究的本质就是，对人体行为影响到的无线信号进行分析，从而找到人体行为和动作标签之间一一对应的关系，通过这个关系建立起一个系统模型用于人体行为识别。在一个典型的室内环境中，在采集信号的过程中由于受到多径效应的影响，信号而在发射器和接收器之间传播空间中会形成多条路径，包括静态路径和动态路径，静态路径指的是由于受到室内静态物件例如：墙壁、家居、沙发乃至天花板和地板的影响而使信号在传播过程中产生的反射路径，动态路径是由于发射端和接收端之间的随机因素如：人、移动的车辆等所引起的信号的反射，这将会使得信号的接收器接收到的是经过多路径后重叠而成的不确定的射线，而本次研究主要研究对象为人，如下图 2.3(a)和(b)中红线表示动态路径，蓝线表示静态路径路径，蓝色虚线表示由人体活动引起的散射路径。

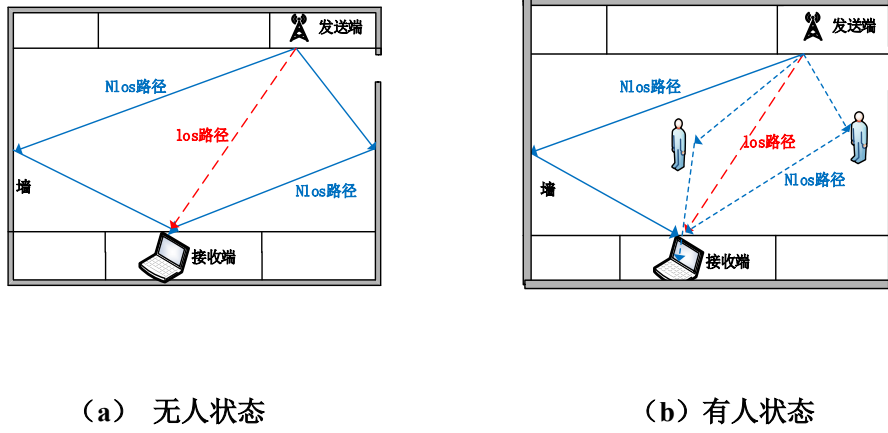


图 2.3 无线信号传播路径

可以看到信号来自发射器，然后被不同的物件反射，之后经过多条不同路径到达信号的接收器，理想的信号传播包括非视距路径（NLOS）和视距路径（LOS），因此我们可以建立一个信号的 CIR 模型<sup>[45]</sup>：

$$H(f, t) = e^{-j2\pi\Delta ft} \sum_{i=1}^N \alpha_i(f, t) e^{-j2\pi f \tau_k(t)} \quad (2-2)$$

其中  $e^{-j2\pi f \tau_k(t)}$  表示第  $i$  条路径由  $\tau_k(t)$  的时延所产生的相位之差。 $\alpha_i(f, t)$  表示第  $i$  条路径的衰落以及初始相位偏移的复数形式表示。 $e^{-j2\pi\Delta ft}$  则是表示 CFO 导致的相位差。而第  $i$  条路径在时间  $\Delta t$  内，路径表示为  $d_k(t)$ 。时间延迟  $\tau_k(t)$  为  $d_k(t)/c$ ，其中  $c$  为光速，我们将信道频率响应分为静态部分与动态部分，能更好的理解 CIR 和路径长度的关系，可得到下式：

$$H(f, t) = e^{-j2\pi\Delta ft} \left( H_s(f) + \sum_{i=1}^N \alpha_i(f, t) e^{\frac{-j2\pi d_i(t)}{\lambda}} \right) \quad (2-3)$$

其中  $H_s(f)$  表示 CFR 的静态部分，静态部分不含多普勒频移的部分，且采用滤波器可以将其滤掉。

### 2.1.3 从 RSSI 到 CSI

WiFi 信号在通信空间中传播的过程中会发生折射、反射等变化，这导致信号最终会沿着多条传播路径传播而产生多径效应，而此时，在信号的接收器形成的多条路径经过叠加后的信号就能反映信号信道中的信息。而利用 WiFi 信号进行感知的技术即是通过分析 WiFi 信号在传播时的变化，获得 WiFi 信号在信道中的传播特性，以实现获得环境中变化的信息。这里的信息包括对人体位置、动作等的变化而引起的环境中信号变化信息，而用于反映信号信息的主要有 RSSI 和 CSI 两种，这两种技术均有其各种不同的特性<sup>[46]</sup>。

接收信号强度（Received Signal Strength Indication, RSSI）是一种属于 MAC（Media Access Control）层的信息，其来自每个数据包。通常用于无线信号的测量，可以通过多种类型的设备采集如：手机、路由器等，在常见的室内不同环境中，传输的信号会通过多条信号路径达到接收器。每条信号传播的路径都会产生不同程度的时间延迟，衰落和相位偏差。而 RSSI 可以表示信号在信道中传送的过程中经过散射、反射、衍射等现象造成的衰减，同时其也代表多条信道信号经过反射、折射后的多径信号的重叠相加，因此可以通过 RSSI 的强与弱来判断出信道质量的好坏，虽然其很容易采集但是无法满足高精度、高鲁棒性的识别任务的需求。在典型的室内环境中，在信号的接收端处测得的信号可以用以下的公式表示：

$$S = \sum_{i=1}^N \|A_i\| e^{-j\theta_i} \quad (2-4)$$

其中  $A_i$  和  $\theta_i$  分别代表了第  $i$  条信道信号的幅值和相位， $N$  代表收发端之间总路径数，其中 RSSI 就是接收信号的功率，以分贝（dB）为单位，而接收到了 RSSI 值可表示为：

$$RSSI = 10 \log_2 \left( \|S\|^2 \right) \quad (2-5)$$

作为信号多条路径分量的叠加，接收到信号的强度不但会在距离上以信号波长的发生量级的变化，而且即便在静态的链路上也可能会随时间而产生波动。某些多径信号分量的细小变化可能会导致延迟信号的相长或相消相加，从而导致接收信号强度出现较大波动。在实际室内环境中，发射器和接收器之间的接收信号强度的值在路径中会消耗，

且这种消耗也遵循一定的规律，其可以通过路径消耗模型（Log-normal Distance Path Loss, LDPL）<sup>[47]</sup>来反映，通常遵循以下公式：

$$PL(d)[dB] = \overline{PL(d_0)} + 10n \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma, \quad (2-6)$$

LDPL 模型反映了由于路径的损耗和阴影导致的接收信号的功率随距离的变化，其中  $PL(d)$  表示在发送器和接收器距离  $d$  处测得的路径损耗。 $PL(d_0)$  是参考的点  $d_0$  处的平均路径损耗， $n$  是路径消耗的指数（Path Loss Exponent, 简称 PLE）。 $X_\sigma$  是零均值正态随机的变量，反映了由遮挡引起的衰落。

RSSI 只能代表代表多信道信号经过反射、折射等现象后的信号叠加而无法知晓其多径效应。为了充分表达各个路径，将信道进行建模为信道脉冲响应（CIR），在 LTI 假设的情况下，RSSI 的 CIR 可以表示为：

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N a_i e^{-j\theta_i} \delta(\tau - \tau_i), \quad (2-7)$$

其中  $a_i$ 、 $\theta_i$  和  $\tau_i$  分别表示第  $i$  条路径的幅度值、相位和时间延迟， $N$  代表了所有路径的总数， $\delta(\tau)$  是一个表示狄拉克  $\delta$  的函数，每个脉冲代表一个时间延迟的多条路径的分量，乘以相应的振幅值和相位。CFR 由振幅和相位的频率响应所组成。图 2.4 示出了在经过多条路径传播的条件下，所发送的信号和所接收的信号以及示例性的信道响应。在特定的情况下，CIR 就等同于 CFR。

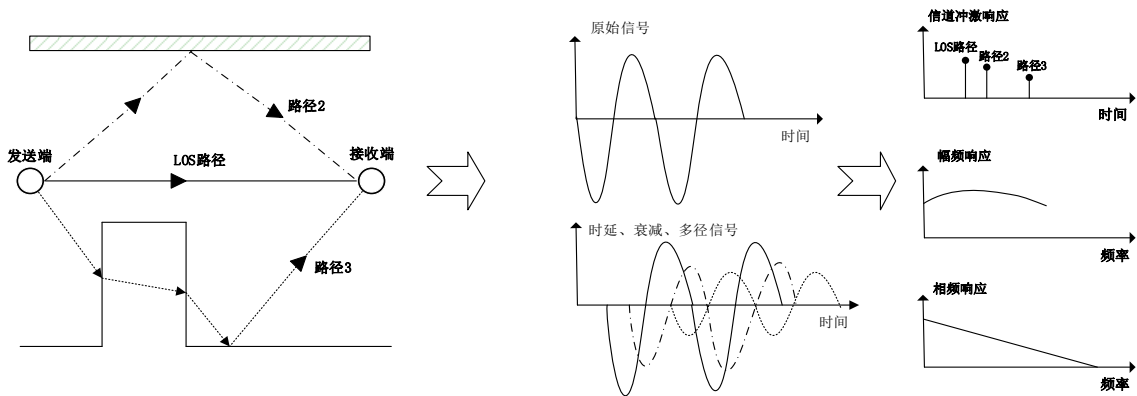


图 2.4 多径传播，接收信号及信道响应图



综上所述，我们可以知道各波长的分量是分开的，所以信道对 RSSI 的响应就像彩虹对阳光的响应一样。通道响应具有更细粒度的频分辨率和同样更高的时分辨率，以区分多条路径的分量，但是需要在现有的平台上需要略微修改系统固件，就像用来分散白光的三棱镜一样。

在 Daniel 等人使用修改系统固件的形式获取到了 CSI (CFR 的采样版本) 数据后，现今我们已经可以利用特定的商用设备例如 Intel 5300 网卡来接收信号的 CFR。当我们在 Wi-Fi 传播范围内活动时，由于多径效应的影响，人体的活动会导致 Wi-Fi 信号发生散射、折射、衍射等变换，而信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 能反映信道中信号传播时的变换，其属于 PHY 层的信息，提供了一种度量标准，反映了 OFDM 系统中所有子载波的幅值和相位信息。因此，与作为经过多条信号路径的信号叠加值 RSSI 相比，它具有更好的稳定性，受更小的多径效应影响和更细的粒度，我们利用特定的网卡接收到的每组 CSI 多代表了一个 OFDM 的振幅和相位，其在空间中的传播信道模型可以表示为：

$$\vec{Y} = H\vec{X} + \vec{N} \quad (2-8)$$

其中  $\vec{Y}$  表示用于接收信号的天线收到的信号， $\vec{X}$  表示发射的天线发出的发射信号，而  $\vec{N}$  表示信号噪声。 $H$  表示信道的频率响应。令  $N_T$  为发射所用天线的数量， $N_R$  为接收所用天线的数量，信道的频率响应具体可以表示为：

$$H = (h_{ijk})_{N_T \times N_R \times 30}, \quad i \in [1, N_T], \quad j \in [1, N_R], \quad k \in [1, 30] \quad (2-9)$$

其中  $h_{ijk}$  表示第  $i$  根发射天线到第  $j$  根接收天线之间的数据流中的第  $k$  个子载波的值。具体的表示如下：

$$h_{ijk} = |h_{ijk}| e^{j\angle h_{ijk}} \quad (2-10)$$

其中  $|h_{ijk}|$  和  $\angle h_{ijk}$  分别代表了表示第  $i$  条发射天线到第  $j$  条接收天线之间第  $k$  个子载波的幅值和相位。

根据之前对 RSSI 和 CSI 的描述，相比较我们可以知道相比 CSI，RSSI 易受到路径衰落、多径效应等方面的影响其只反映了多条路径叠加的总幅度，利用这个特性我们可

以用 RSSI 来进行定位,或者判断前方是否有障碍物干扰,而 CSI 由于是细粒度的信息,对环境的信息更为敏感,其对信号的多径传播更加清晰的表述,因此我们可以认为 CSI 是更细粒的 RSSI。如果将 RSSI 被比喻成一道白色光,CSI 就可以比作是通过 OFDM 调制这块三棱镜色散之后得到的七色的光谱,而每一束光多描述了信号各个子载波的相位信息和幅值信息,使我们能从时域和频域的角度得到更加精细的环境信息,目前由于 Wi-Fi 网络和设备已经在室内环境中得到的大量的部署,且 CSI 信号中包含了更加丰富的信号信息,使其应用的范围也更加广泛例如:人体行为识别<sup>[48-50]</sup>、室内定位<sup>[51-52]</sup>、空间测距<sup>[53]</sup>等。下表 2-1 展示了两种信号的对比情况。

表 2-1 RSSI 与 CSI 对比

	RSSI	CSI
网络层次	MAC 层	PHY 层
时间分辨率	数据包尺度	多径信号簇尺度
稳定性	低	高
普适性	绝大部分 WiFi 设备	部分 WiFi 设备
主要应用领域	室内定位	行为识别
获取途径	通讯设备	Intel5300 无线网卡

## 2.2 特征选择算法

本算法主要针对于对预处理之后的信号进行特征的提取,特征的提取对于分类器识别精度的影响非常大,传统的特征主要有信号的统计特征包括均值、标准差、最大值、峰峰值、方差等,但是这些特征信息对始信号的代表效果有限,且需要截取出动作行为对信号造成干扰时的起始段,增加了系统工作量。而也有其他的如采用小波分解来提取信号的特征信息,但传统的正交小波分解算法只能对信号的低频部分做进一步的分解,所以小波变换无法分解和表示包含大量细节的信号,如遥感图像<sup>[54]</sup>、地震信号<sup>[55]</sup>、生物医学信号<sup>[56]</sup>等。而相反的,小波包分解能对信号进行更精细的分解,在此理论上引入了选择最佳基的概念。即将频带经过多个层次的划分之后,根据被分析出的信号特征,

能自动选取最好的基函数，使之能匹配信号，以提高信号的解析能力。该算法不但能对信号的低频部分进行分解还能对信号的高频的部分进行分解使我们能了解信号更多的信息。因此小波包分解法在信号解析领域具有广泛的应用前景。

小波包分解算法是在马拉特提出在相互正交的小波变换中进行分解以及重构的理论下发展起来的。具体可以将其表示为：一个信号  $f(t)$  的  $N$  层的小波包分解是将信号以尺度  $N$  变换到空间  $L=(R)$  的两个相互正交的子空间  $X_N$  和  $Y_N$  上，在  $X_N$  上得到了离散的接近值  $c_{AN}$ 。在  $Y_N$  上得到离散的接近值  $c_{DN}$ ，到了下层则继续将  $c_{AN}$  以  $N+1$  的规模再分解到子空间  $X_{N+1}$  和  $Y_{N+1}$  之中去，接着不断的进行分解。该算法分解与重构的理论思想如下：

设信号  $f(t) \in L^2(R)$  是平方可积分函数，那么  $f(t)$  的正交的小波分解为：

$$p_{j-1}f(t) = p_jf(t) + D_jf(t) \quad (2-11)$$

其中：  $p_jf(t)$  是  $f(t)$  在分辨率  $j$  下的光滑近似，  $D_jf(t)$  是  $f(t)$  在小波的空间  $W_j$  中的投影

$$p_jf(t) = \sum_k X_k^{(j)} \phi_{jk}(t) \quad (2-12)$$

$$D_jf(t) = \sum_k d_k^{(j)} \psi_{jk}(t) \quad (2-13)$$

其中  $X_k^{(j)}$  是  $f(t)$  在分辨率  $j$  下的离散近似，  $d_k^{(j)}$  是小波变换  $WT_j(j, k) \cdot X_k^{(j)}$  和  $d_k^{(j)}$  的递推公式为：

$$\begin{aligned} X_n^{(j)} &= \sum_K h_0(n-2k) X_k^{(j+1)} + \sum_K h_1(n-2k) d_k^{(j+1)} \\ &= \sum_K g_0(n-2k) X_k^{(j+1)} + \sum_K g_1(n-2k) d_k^{(j+1)} \end{aligned} \quad (2-14)$$

设  $G_j^n f(t) \in U_j^n$ ，有：

$$G_j^n f(t) = \sum_l d_j^{j,n} \cdot \frac{1}{2^j} w_n(2^{-l}t - l) \quad (2-15)$$

因为  $G_j^n f(t) = G_{j+l}^{2n} f(t) + G_{j+l}^{2n+1} f(t)$ ，所以小波包系数递推公式为：

$$d_k^{j+l,2n} = \sum_l h_0(2l-k) d_l^{j,n} \quad (2-16)$$

$$d_k^{j+l,2n+1} = \sum_l h_1(2l-k) d_l^{j,n} \quad (2-17)$$

小波包重构为：

$$\begin{aligned} d_l^{j,n} &= \sum_K \left[ h_0(l-2k) d_k^{j+1,2n} + h_1(l-2k) d_k^{j+1,2n+1} \right] \\ &= \sum_K g_0(l-2k) d_k^{j+1,2n} + \sum_K g_1(l-2k) d_k^{j+1,2n+1} \end{aligned} \quad (2-18)$$

上式中： $d_l^{j,n}$  为上一层该算法分解结果； $d_k^{j+1,2n}$  与  $d_k^{j+1,2n+1}$  为下一层的分解结果；其中  $j$  为尺度的指标； $l$  为位置的指标； $n$  为频率的指标； $k$  为变量； $h_0$  和  $h_1$  为分解采用的多分辨率的滤波器系数。

## 2.3 分类器算法

分类模型算法在进行机器学习、深度学习中是一种使用非常广泛的分析研究方法，其主要的目的是寻找到已经给定的数据集合样本标签之间的一一映射的关系，从而生成一个分类函数或模型，对于一个完整的系统选择好合适的分类算法一定程度上决定系统的整体性能，而目前可用于信号分类的分类模型算法有很多种，对于传统机器学习的研究方向主要包括：决策树 (Decision Tree) [57]、随机森林 (Random forest) [58]、人工神经网络 (ANN) [59]、贝叶斯学习 (Bayesian learning) [60]、支持向量机 (SVM)、K 最近邻(KNN)[61]等，而其中支持向量机 (SVM) 由于其在对于小规模的数据集有着出色的性能而在本文被重点讨论。

支持向量机 (SVM) 是目前应用的最为广泛的二分类模型，有很多优点例如：SVM 算法针对于一些小样本数据集时可以取得其最佳解，SVM 还能将非线性的问题将其转换到高的维度空间进行分类并构造线性判别函数来解决关于高维度空间的分类任务，同时 SVM 算法还能解决基于规则的分类器以及 ANN 具有的局部最优解的问题。而支持向量机算法在机器学习领域有着非常广泛的应用前景，如：字符识别[62]、图像分类[63]、语音识别[64]；特征集上的间隔最大的线性分类模型这样的定位其不同于感知机[65]；其基

本理论思想是寻求一个能够正确划分训练特征集的最大间隔超平面。以数学的方式将其表达，可以得到如下算法流程：

设样本训练集为  $\{(x_i, y_i)\}, i=1, 2, \dots, n$ ，其中， $x_i \in R^d$  为样本特征，该数据集为两类线性可分数据集，也就是  $y_i = \{1, -1\}$  为样本类别号。分类器模型的决策边界可以表示为：

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (2-19)$$

其中  $w$  为权向量， $b$  为偏执向量。通过求解式 (2-19) 中的  $w$  和  $b$ ，得最小化目标函数表示为：

$$Q(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \cdot R_{emp}(f) \quad (2-20)$$

其中  $R_{emp}(f)$  为损失函数； $C$  称为惩罚系数。引入松弛因子  $\xi_i, \xi_i^*$ ，优化目标函数可转化为：

$$\min imize \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2-21)$$

引入拉格朗日函数：

$$\max imize = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) \langle x_i, x_j \rangle \quad (2-22)$$

求得对偶乘子。新特征空间映射了原始数据，因此 SVM 回归为：

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b \quad (2-22)$$

其中  $\varphi$  为映射函数，将优化目标函数转化为

$$\max imize = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle \quad (2-23)$$

引入核函数  $k(x_i, x_j)$ ，优化目标函数转换为

$$\max imize = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) k(x_i, x_j) \quad (2-24)$$

最终得到的 SVM 预测函数为：

$$f(x, a_i, a_i^*) = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) k(x_i, x_j) + b \quad (2-25)$$

引入核函数的目的是为了解决线性情况下任不可分的问题，为了将其转换变为线性且可分问题，是可以通过将特征进行映射到更高的维度空间来实现的。本文就多项式核函数、高斯核函数以及 Sigmoid 核函数作为对比函数展开讨论，这三种函数的基本理论如下：

### （1）多项式核函数

$$K(x, x') = (x^T x' + C)^d \quad (2-26)$$

其中  $C$  为常数， $d$  为核函数的阶数，可以看出基于多项式的核函数需要的参数多，计算的难度高，多项式的核函数可以根据使用者的需求定义，较为灵活，如果原内积为  $\langle x, z \rangle$ ，映射后为  $\langle \phi(x), \phi(z) \rangle$ ，那么定义和函数为  $k(x, z) = \phi(x)^T \phi(z)$ 。

### （2）RBF 核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp \left\{ -\frac{|x_i - x_j|^2}{\sigma^2} \right\} \quad (2-27)$$

其中  $\sigma^2$  是 RBF 核中的参数，该函数的图像分布很像高斯分布。RBF 核函数能把原特征进行映射到无限维，同时计算的复杂度较低。

### （3）Sigmoid 核函数

$$K(x, x') = \tanh(\gamma \cdot x^T x' + \eta) \quad (2-28)$$

其中  $\gamma$  和  $\eta$  为 Sigmoid 核函数的参数，Sigmoid 函数作为阈值函数也经常被用作神经网络，将变量映射到 0,1 之间

## 2.4 粒子群优化算法

粒子群算法（Particle Swarm Optimization, PSO）是一种参数寻优的算法，其理论思想是通过群体中个体之间的共同合作和信息共同分享来寻找最佳的解。群体中的粒子多有两个属性：速度和位置，速度代表移动的快与慢，位置代表移动的方向。每个粒子

多会在当前搜索的域中寻找最佳解，最佳的解被找到后将其标记为个体极值同时记录后在整个群落中分享，群落中的所有粒子根据当前个体极值和整个粒子群共享的信息来调整自己的最新的速度和位置。由于优异的效果目前已经被广泛的应用于很多参数寻优的领域。而将其应用到分类器算法的算法优化中，能最大程度的提高模型收敛的速度。而本文主要利用 PSO 来寻找 SVM 分类模型的最优参数即惩罚因子  $C$  和核参数  $\gamma$ ，其算法过程如下：

首先生成初始化粒子群，寻找个体极限值  $p_{id}$  和全局最佳解  $p_{gd}$ ，最终每个粒子根据以下公式来更新其当前的速度和位置。

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{gd}^t) \quad (2-29)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}, i = 1, \dots, m \quad (2-30)$$

其中  $v_{id}$  和  $x_{id}$  分别代表了粒子的速度和位置， $r_1$  和  $r_2$  代表了从 0 到 1 之间的随机数， $c_1$  为学习因子， $c_2$  为社会因子，而由于当社会因子比学习因子大时，有助于粒子向着全局最优解搜索，因此，取  $c_1 = 1.6$ ， $c_2 = 2$ 。而  $\omega$  代表了权重，它的取值范围为  $[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ ，其中  $iter_{\max}$  代表了最大迭代次数，由上我们可得到以下公式：

$$\omega_i = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{iter_{\max}} \times i \quad (2-31)$$

由于本文的 SVM 分类模型选择的核函数是高斯核函数，所以需要进行参数寻优的粒子就是惩罚因子  $C$  以及核参数  $\gamma$ ，采用 PSO 调参就是寻找使 SVM 分类精度最大的惩罚因子  $C$  和核参数  $\gamma$ 。

## 2.5 本章总结

本节主要介绍了关于正交频分复用的理论知识已经无线信号在信道中传播的模型，以及从 RSSI 到 CSI 之间的转换，同时从网络层次、时间分辨率、稳定性、普适性、获取途径等方面分析了 RSSI 和 CSI 的特性，还介绍了本文方法中所用到的各种算法的基本原理。对于 CSI 原始信号由于含有噪声会干扰实验结果本文采用低通滤波器对其进行去噪预处理，对于特征提取算法本文介绍了小波包分解算法，其可以用于提取从低频到

高频能包含原始信号大量细节信息的小波包特征。本节还介绍了 PSO-SVM 算法，该算法是由粒子群优化算法（PSO）优化过参数的支持向量机（SVM）模型，该模型能以最快的收敛速度最大限度的提升分类算法的精确性。



## 第3章 行为数据采集系统

本文主要针对人体行为的多场景下识别，整个系统由行为数据采集系统和行为识别系统所组成。本文并未采用公开数据集，而是自行搭建数据采集系统采集数据，行为数据采集系统主要由硬件配合软件系统所实现，下面将介绍行为数据采集系统，及数据集采集所涉及参数、场景设置。

### 3.1 硬件设备

目前，本次实验的系统硬件设备方面我们实验室用于 CSI 数据采集的收发端使用了两台戴尔台式电脑，电脑型号的为 OptiPlex 3080（小型机），操作系统为 64-bit 的 Ubuntu 14.02 系统，我们在两台电脑主机上多外置了 Intel 5300 无线网卡，该网卡可工作于 IEEE 802.11a/b/g/n 协议之上，工作时的频段为 2.4GHz 或 5GHz，最大传输的速率为 300Mbps，而本次实验所选工作频段为 2.4GHz，因为此频段受到的信号干扰相对较少。此外我们还在网卡上加装了三根天线，其支持的 MIMO 阵列，且可以同时进行工作。用于无线信号的收发，如下图 3.1 所示为信号接收了发送端设备和 Intel5300 网卡外加三根天线的实物展示。

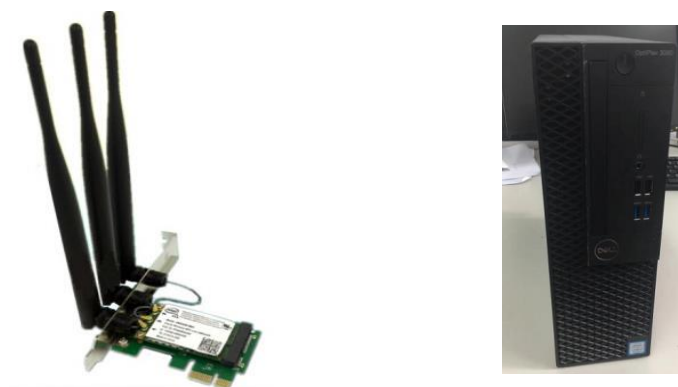


图 3.1 无线信号收发台式机及天线

### 3.2 软件环境

用于人体动作数据采集的台式机设备必须能支持安装 Intel 5300 网卡及其驱动，还要安装了 Halperin 博士发布的 Linux 802.11n CSI Tool 开源平台，该平台使用过修改了

系统固件以及 Intel 5300 无线网卡驱动，能将包含信道状态的物理层信号以 802.11 标准记录并保存，但该平台目前仅支持 intel 5300 网卡，安装此平台前，我们需要在电脑上预装上 Ubuntu 14.02 操作系统，并通过 CSItool 的官网下载安装集成工具包（下载地址：<http://dhalperi.github.io/linux-80211n-csitool/installation.html>）。在收发端多配置好了相关系统环境以及下载了工具包后，我们可以使用 CSI Tool 软件工具包来获取 CSI 信号的原始数据。在信号的发送端电脑，需要不断发送信号数据包。我们只需打开一个终端并在 linux-80211n-csitool-supplementary/injection 文件夹下运行以下命令：

```
sudo chmod +x setup.sh
make
sudo ./setup.sh 64 HT20
sudo ./random_packets 10000 100 1 10000
```

在发送端不断发送数据包时，在接收端，需要接受发送端发送来的信号数据包并保存，我们只需打开一个新的终端，并在 linux-80211n-csitool-supplementary/netlink 文件夹下运行以下命令：

```
sudo ./log_to_file csi_data.dat
```

下图 3.2，左图为发送端正在不断发送数据包，右图为接收端已经形成看稳定的数据包接收。

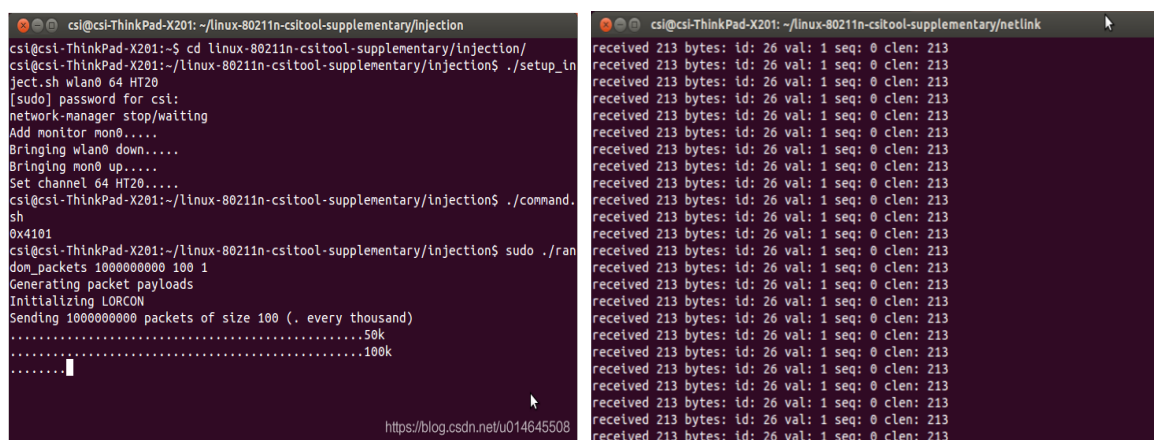
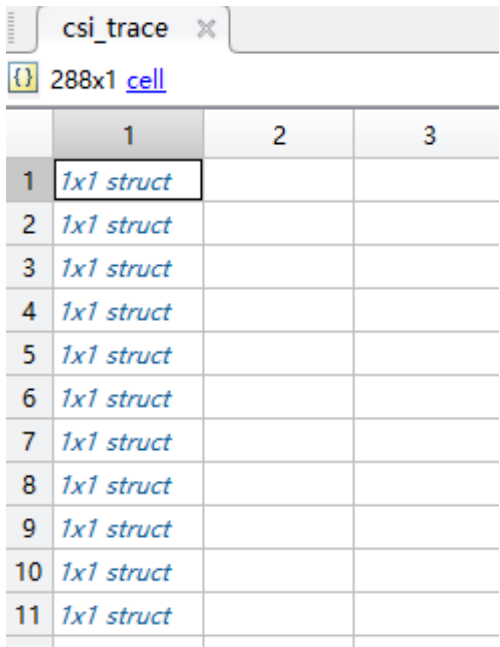


图 3.2 数据包发送及采集界面

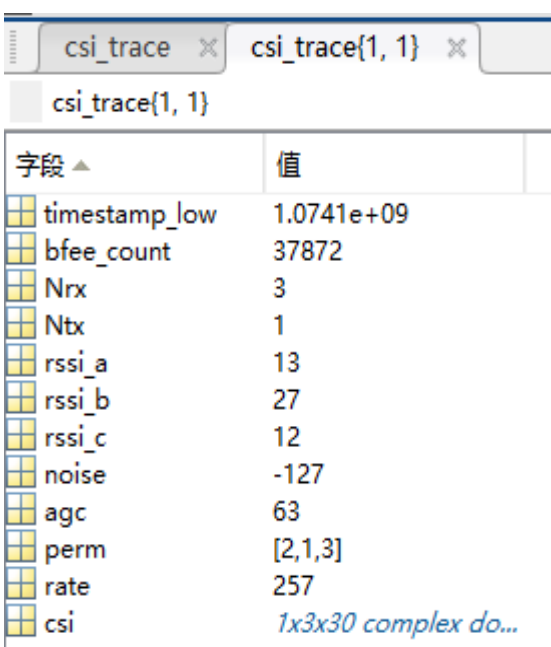
3.3 CSI 数据解析

对于收集到的数据我们将其倒入到 Matlab 2019b 软件的数据文件夹中，采集到的 CSI 原始数据最初的保存在.dat 文件形式下，通过在 github 上下载 linux-80211n-csitool-supplementary-master 附件包,既可以通过 Matlab 2019b 对原始数据的.dat 文件进行解析。对获取到的数据分析如下图 3.3，说明该信号含有 288 个数据包，这是由数据采集的时间内接收到的数据包决定的，当接收端接收越久，所记录的数据包越多，或者在单位的时间内发送器的采样率越高，所记录的数据包也会越多,而图 3.4 则显示了每个数据包的字段信息。



	1	2	3
1	1x1 struct		
2	1x1 struct		
3	1x1 struct		
4	1x1 struct		
5	1x1 struct		
6	1x1 struct		
7	1x1 struct		
8	1x1 struct		
9	1x1 struct		
10	1x1 struct		
11	1x1 struct		

图 3.3 CSI 数据包



字段	值
timestamp_low	1.0741e+09
bfee_count	37872
Nrx	3
Ntx	1
rss_i_a	13
rss_i_b	27
rss_i_c	12
noise	-127
agc	63
perm	[2,1,3]
rate	257
csi	1x3x30 complex do...

图 3.4 数据包字段信息

数据包所包含的属性的具体含义可以见表 3-1，表中列出了数据包中所包含的信道状态信息的基本属性。由于我们是采用了采用了三根发射天线发送信号数据包和一跟接收天线接收这些数据包。而采集到的数据将以1\*3\*30的矩阵形式表示。其中子载波中含有幅度值信息及相位的信息，且以  $a+bi$  的形式表示，我们可以根据数学中的求模运算公式  $Am = \sqrt{a^2 + b^2}$  可以得到信号的幅值信息，而根据  $\theta = \arctan(a/b)$  可以得到子载波中的相位信息。

表 3-1 数据包字段属性

数据字段	具体属性
timestamp_low	NIC 1 MHz 时钟的低 32 位。它大约每 4300 秒。
bfee_count	驱动的程序记录并发送到空间的波束形成的总数，核心和用户空间之间的 netlink 通道是有损的，因此可以使用这些通道的检测出掉入该通道的值。
Nrx	表示此 NIC 用于接收数据包的天线数量。
Ntx	表示传输的空间/时间流数量
rss_i_a、rss_i_b、rss_i_c	对应于每个天线输入接口接收 NIC 测量的 RSSI。
noise	噪声
perm	表示接受天线的排列顺序
rate	包发送速率
csi	表示 $N_{tx} \times N_{rx} \times 30$ 的 3 维矩阵，其中第 3 维是正交频分复用信道的 30 维的子载波

### 3.4 采集场地及参数设置

我们考虑到在日常生活中有很多种室内场景，而有的场景相对复杂其中有各种障碍物，而有的环境相对空旷，而不同环境下 Wi-Fi 信号传播过程中受到的多径效应也有所不同。所以为验证本文方法的普适性和鲁棒性，我们才多个场景下布置信号收发设备（为信号发射端、为信号接收端），发送端天线不断发送信号数据包，实验人员在收发设备之间做动作，接收端天线接收采集人体行为数据用于方法性能的验证。接下来将对本次实验涉及到的具体实验场景进行介绍，而本次实验场景的地点均选在云南大学不同场地之中。

为了验证实验结果的鲁棒性同时也为了选择出最合适的实验发包率，拟考虑在多种发包率条件下采集数据。所以将发包率分别设置为：20Hz、50Hz、100Hz、200Hz、500Hz、800Hz、1000Hz。随着发包率的增大，信号中包含的噪声也会增加，同时由于数据量过大，也会造成计算成本的增大。而当发包率为 100Hz 时，数据中包含的噪声相对较少，且所描绘的动作波形较为完整，计算成本将对较低，适合作为本实验主要采样率。

3.4.1 走廊场景

本次实验为了验证日常生活中室内较为空旷环境下采集到的人体行为数据对实验精度的影响而选择在以下走廊场景下进行数据采集，该走廊场景设置在一个楼道走廊中，可以看出实验室场景环境相对空旷，只有少数的座椅，实验室具体场景如下图 3.5：



图 3.5 走廊场景及其平面图

3.4.2 会议室场景

本次实验为了验证日常生活中较为复杂环境下采集到的人体行为数据对实验精度的影响而选择了在以下办公室场景采集数据，该办公室场景设置在一个长宽为米的用于开日常会议的办公室中，可以看出办公室场景环境相对复杂，在中间和四周布置了较多的桌椅，而我们在办公桌旁布置数据采集设备办公室具体场景如下图 3.6：

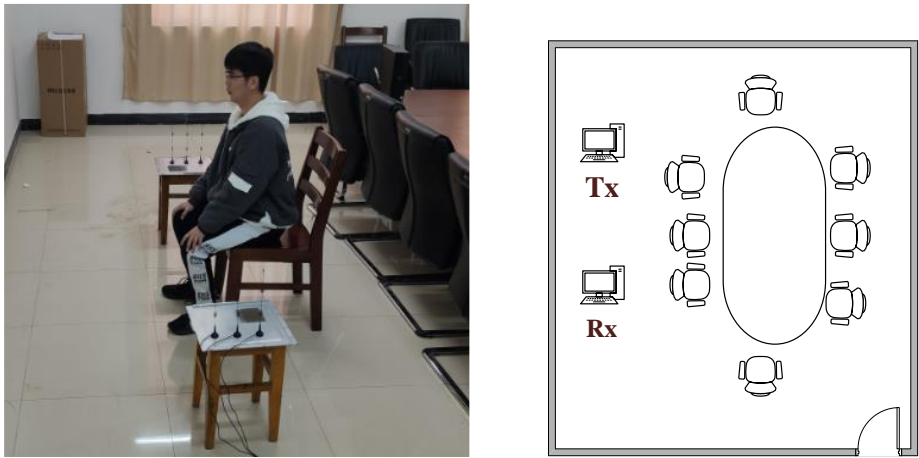


图 3.6 会议室环境及场景图

### 3.4.3 暗室场景

本次实验为了验证在空旷环境中免除各种杂波干扰的条件下采集到了 CSI 信号对实验精度的影响而选择了在暗室环境下采集数据，暗室环境就是用复合吸波材料来制造一个封闭空间，在这个空间中采集到的信号中杂波较少，且能使信号在传播过程中受到较少的多径效应，我们在暗室的中间布置了一个2\*2米的实验场地，让实验人员在场地的中间做动作采集其人体行为数据，暗室场景具体场景如下图 3.7:

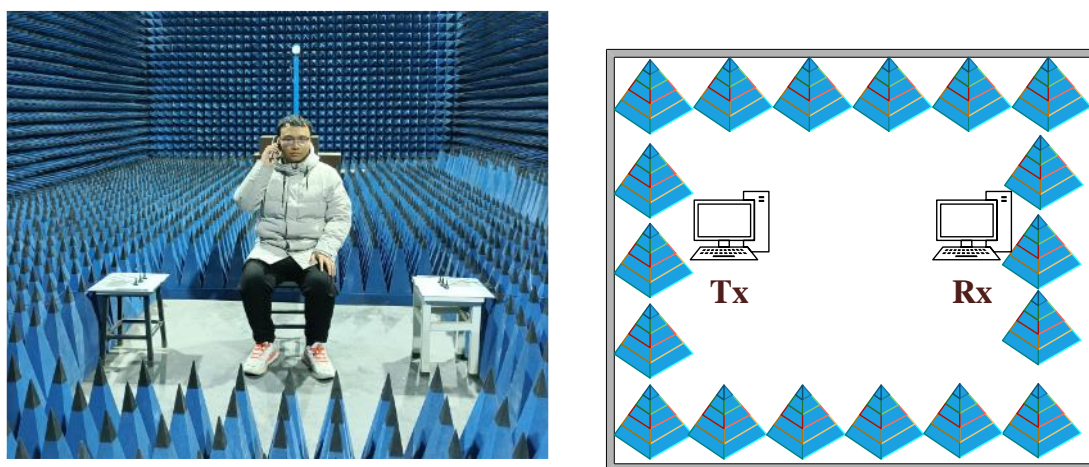


图 3.7 暗室环境及平面图

在不同实验场景下硬件设备建立连接之后，我们按照以上方式布置发射端和接收端的位置，而数据采集对象在我们布置的发送器和接收器之间做行为，而此时我们给发送端输入发送数据包指令，之后发送端会连续的发送信号数据包，我们设定实验过程分为动作前平稳期、动作时期、动作后平稳期，整个时期大约 20 秒。起初我们让接收端开始接受信号数据包，实验人员在动作前平稳期保持静止状态，在动作时期做动作，动作结束后为动作后平稳期，该时段也保持静止，当动作后平稳期过后接收端停止接受信号数据包，至此一个行为数据便采集完毕。

本次的实验对象人数为 12 人，6 名男性 6 名女性，身高从 155cm 到 180cm。而目前的研究将人体行为动作按照动作的幅度进行了一定的划分，主要有大动作例如：摔倒、走路等，还用中等动作如：单纯的手部运动如：推、拉等，以及微小动作如：人体呼吸、嘴唇运动，而本文主要针对的是室内常见的人体动作进行识别研究，分别是：坐下、起



身、打电话、弯腰拾物、走路这五个动作，分别在不同场景、不同采样率下采集。下表 3-2 为本次实验所采集动作的具体数量。

表 3-2 行为数据采集数量

	走廊	会议室	暗室
坐下	1000	1000	500
起身	1000	1000	500
打电话	1000	1000	500
弯腰拾物	1000	1000	500
走路	1000	1000	500

### 3.5 本章小结

本节具体介绍了人体行为数据的采集系统，其中介绍了所用到的硬件为两台戴尔台式主机作为信号的收发端，并外置了 Intel 5300 网卡用于数据包的收发，电脑采用的系统为 Ubuntu 14.02。同时还介绍了系统如何安装软件环境，以及如何对采集到了 CSI 原始数据进行处理，同时介绍了 CSI 数据中所包含的信息。之后介绍采集数据时的参数设置，以及不同的场景设置和采集的对象的情况已经不同人体行为在不同环境下的采集数量，通过这节对 CSI 数据的采集系统有了很深的认识。





## 第4章 行为识别方法与实验结果分析

### 4.1 方法模型简介

本文设计了一种行为识别方法 Wibr，该方法主要有数据采集和行为数据分类识别两部分组成，前文中我们介绍了数据采集系统，下面我们将介绍行为识别系统，整个 Wibr 方法的流程是由数据预处理模块、特征提取模块、特征选择模块、分类器模块这四部分所组成，下图 4.1 为 Wibr 识别方法的整体流程图。

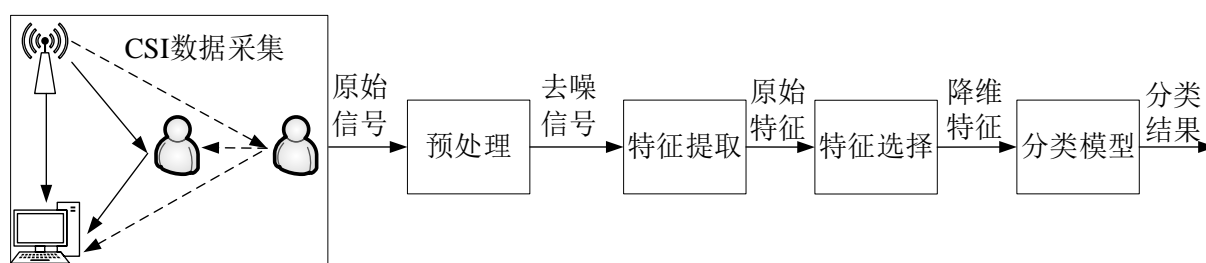


图 4.1 Wibr 方法流程图

数据预处理阶段：CSI 原始数据采集时由于受到内部因数（硬件设备状态、传输速率、功率等发生变化）以及外部因素（外来信号干扰、空气温湿度、压强等发生变化）不可避免的会被噪声所干扰，且当发包率过高时也会出现数据丢包的现象，这些均会导致信号波形发生变化，直接使用会使系统性能降低因此对原始信号预处理十分重要，而本系统使用巴特沃斯滤波器对原信号进行去噪。

特征提取阶段：在进入到分类模型中，直接将原始信号输入显然不现实，此时便需要提取出能代表原始信号所包含信息的特征，然后将特征输入到分类器中进行分类，而对于已经经过信号预处理之后的信号，本文采用前文中介绍过的小波包分解算法提取其小波包能量特征和小波包系数统计特征。

特征选择阶段：对经过小波包分解算法提取的原始特征由于其过于冗余，并不能将其直接输入到分类器中，会发生过拟合现象，且需要的计算时间成本也会增加，因此原始特征在最开始提取时还不能直接输送到分类模型中进行分类，而是要降低特征的维度，

得到维度较小但能代表原信号大部分信息的特征子集。所以本文采用前文中介绍的主成分分析法（PCA）对原始特征进行降维，提取其特征子集。

分类器阶段：得到特征子集后，将其输入分类器而本文采用前文中提到的经过粒子群优化算法优化过模型参数的采用高斯核函数的支持向量机模型（SVM）分类器，将特征输入到分类器中，并且采用十倍交叉验证的获取实验结果。

## 4.2 数据去噪预处理

经过最开始的数据采集环节，我们得到了能反映人体运动信息的信道状态信息（CSI）数据，对于采集到的数据我们通过看其波形可以发现存在很多的毛刺和尖锐的突刺，因此我们需要对数据进行去噪预处理，接着我们对采集到的原信号采用巴特沃斯滤波器进行过滤操作。

巴特沃斯滤波器（Butterworth filter）在上个世纪三十年代被提出，常用于滤除信号噪声<sup>[66-68]</sup>。有高通滤波器、频段滤波器等不同类型，在通信领域被广泛使用。而在通带域之内的频率响应的曲线最大程度平缓，阻带域内逐渐变为零是其特征。对于长采集到的 CSI 原始数据由于环境及硬件的影响难免会受到噪声的干扰，这些噪声会对原始动作信号造成一定的失真。为了防止噪声对实验精度的影响，需要将信号中的噪声去除。经过巴特沃斯滤波器后得到的波形十分平滑且保留了原始信号大部分的信息，而巴特沃斯滤波器则可用如下幅度的平方对频率的公式表示：

$$\left| H(w) \right|^2 = \frac{1}{1 + \left( \frac{w}{w_c} \right)^{2n}} = \frac{1}{1 + \varepsilon^2 \left( \frac{w}{w_p} \right)^{2n}} \quad (4-1)$$

其中， $n$ 为当前滤波器的阶数， $w_c$ 为截止频率， $w_p$ 为通频带边缘频率。

而本文使用 Matlab 2019b 软件实现对原数据进行滤波的处理，软件工具箱中的 `buttord` 函数计算截止频率和最小阶数。之后使用 `filter` 函数实现对人体行为的 CSI 原始数据的去噪预处理。其截止频率  $\omega_c$  的计算公式如下所示：

$$w_c = \frac{2\pi * f}{F_s} \quad (4-2)$$

$f$  为人体的运动频率,  $F_s$  为数据采集时的采样率。由于人类活动时的 CSI 序列频率约为 10Hz, 而原数据的采样的频率为 100Hz 时, 截止的频率  $\omega_c$  的值约设为 6rad/s。经过滤波之后的到了如下的数据前后对比图 4-2, 原信号的造成被滤波器去除后, 可以看到信号表现出波形相比原始信号更加平滑, 同时也完整的保留了人体行为对 CSI 信号的幅度的变化信息。

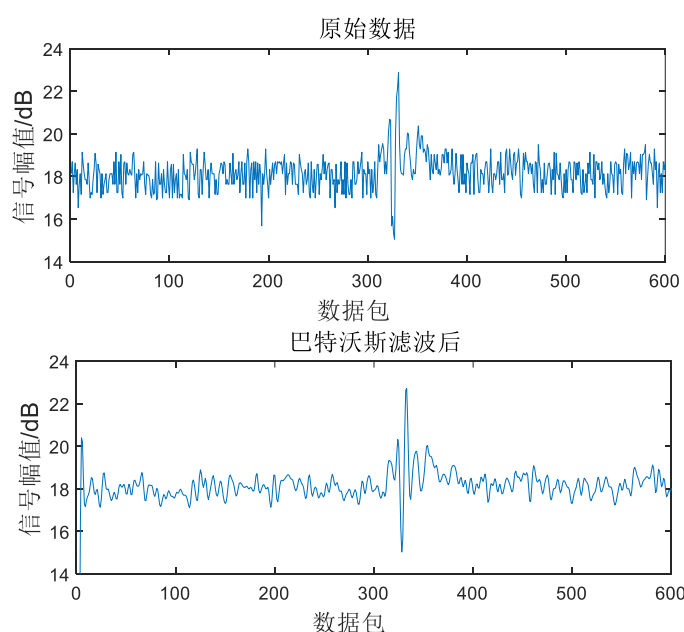


图 4.2 巴特沃斯滤波结果

经过巴特波斯低通滤波器之后, 得到了如图 4.2 的数据处理前后的对比图, 可以看出信号进过滤波处理后波形变得更为平滑, 同时也完整的保留了人体行为对 CSI 信号的幅度的变化信息。

## 4.3 特征提取

### 4.3.1 小波包系数统计特征

对预处理后的信号我们取 30 个子载波的均值合为一个子载波用于特征的提取, 由于不同的行为动作多会对信道中的 Wi-Fi 信号造成影响, 使接收端接收到的 CSI 信号产生变化, 且不同的动作所造成的变化也是有区别的, 因此我们可以通过提取 CSI 信号的

特征，来寻找不同动作与其造成变化后的 CSI 信号的映射关系，从而实现对信号的分类。根据前文介绍已经对小波包分解重构的算法有了些了解，我们对信号进行 3 层小波包分解即是采用 db3 小波基对信号采取 3 层小波包分解，(0,0)为原始信号  $X_{0,0}$ ；第一层第一个节点的系数(1,0)的系数为  $X_{1,0}$ ；第一层第二个节点(1,1)系数为  $X_{1,1}$  得到三层的 8 个小波包系数具体分解关系如下式，分解过程如图 4.3 所示。

$$S=S_{3,0}+S_{3,1}+S_{3,2}+S_{3,3}+S_{3,4}+S_{3,5}+S_{3,6}+S_{3,7} \quad (4-3)$$

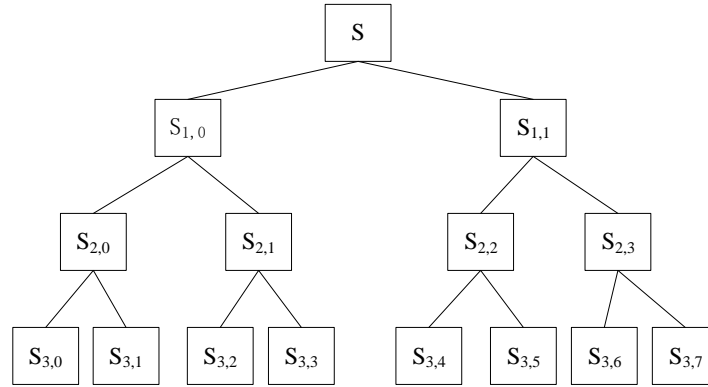


图 4.3 小波包分解树

对前文中经过预处理的 CSI 原始数据本文将通过小波包算法提取特征，Matlab 2019b 软件中自带的小波包分析工具箱，用其可以实现对信号进行小波包分解，这里采用 db3 小波作为小波基函数对信号进行 3 层小波包分解，将分解后系数能画出得到如下图 4.4。

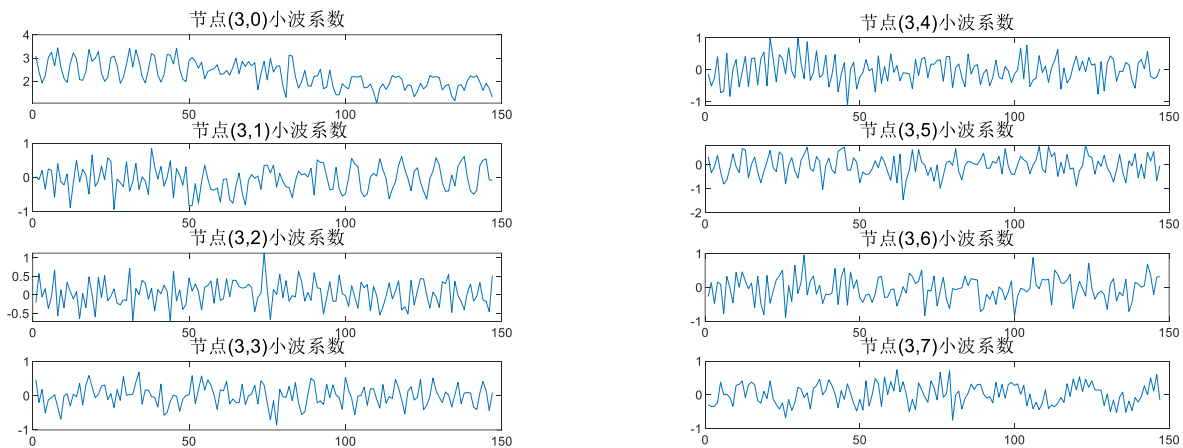


图 4.4 小波包系数曲线图

不同动作经过小波包分解后得到的系数均不相同，因此我们去小波包系数统计特征是可行的，在此我们去分解得到的小波包系数的均值(Mean)、标准差(Std)、方差(Var)、最大值(Max)作为特征。

#### 4.3.2 小波包能量特征

为了提取小波包能量谱特征，需要先计算小波包能量谱：可以按照以下公式提取信号小波包能量占比作为信号特征，我们假设信号  $x_{k,m}(i)$  的长度为  $N$ ，能量为：

$$E_n[x_{k,m}(i)] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_n[x_{k,m}(i)]^2 \quad (4-4)$$

式中， $k$  为分解层数， $m$  为信号子频带。由能量守恒原理我们可以得到以下公式：

$$E_n[x(t)] = \sum_{m=0}^{2^k-1} E_n(U_{j-k}^{2^k+m}) = \sum_{m=0}^{2^k-1} E_n[x_{k,m}(i)] \quad (4-5)$$

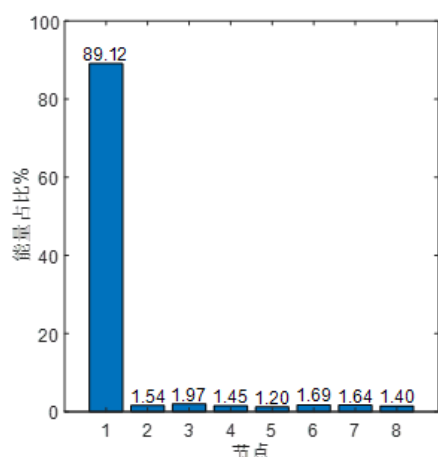
第  $m$  子带内信号的能量占总能量的比例，即采用了归一化的处理之后的子带的能量可以表示为：

$$E_n(m) = \frac{E_n[x_{k,m}(i)]}{E_n[x(t)]} \quad (4-6)$$

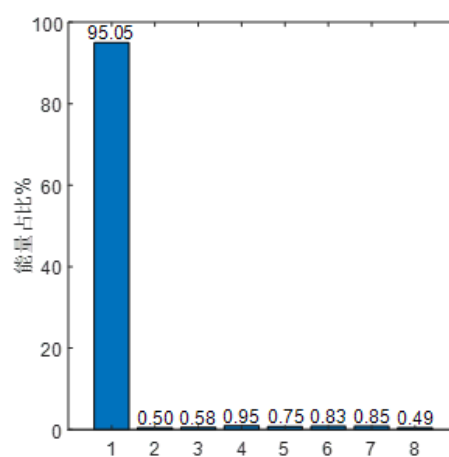
于是选取的第  $n$  层的相对小波包能量向量为：

$$W_n = (E_n(0), E_n(1), \dots, E_n(2^n - 1)) \quad (4-7)$$

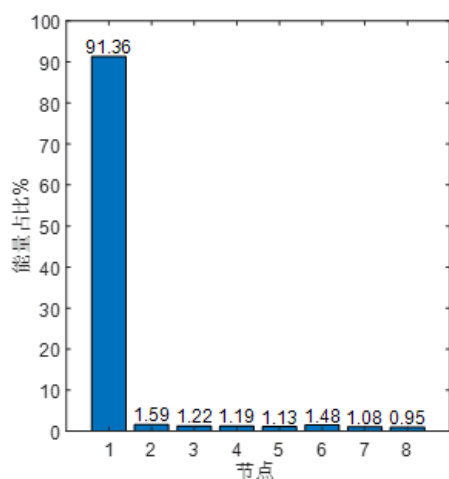
可以得到如下图 4.5 不同动作的能量占比，可见不同动作的能量占比是有差异的，可知使用小波包能量占比作为特征是可行，最后可以得到一个 40 维的原始特征集。



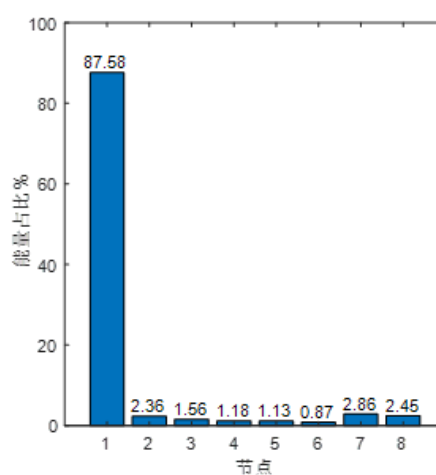
(a) 坐下



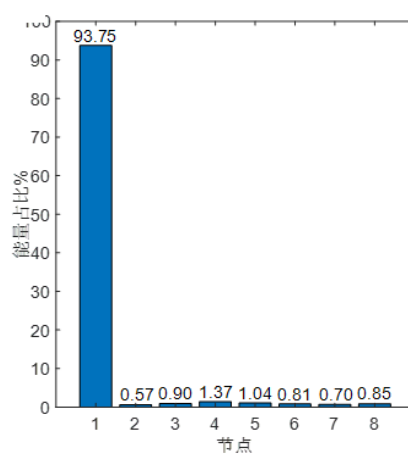
(b) 起身



(c) 打电话



(d) 弯腰拾物



(e) 走路

图 4.5 各动作小波包能量占比

## 4.4 特征选择

机器学习的基本任务便是找到特征和标签之间一一对应的映射关系，而高维度的特征输入到分类器中往往会带来过拟合的风险，且过高的特征维度也会造成分类器计算时间的增加，所以在输出到分类器前要对特征进行降维，选择出最适合输入到分类器的维度特征，提高系统的稳定性。目前主流的降维算法有：线性判别式分析（Linear Discriminant Analysis, LDA）<sup>[69]</sup>、主成分分析法（Principal Component Analysis, PCA）。

由于相比 LDA 算法，PCA 算法对于特征的降维更加精细，因此本文选择主成分分析法用于特征降维，它的原理是通过一个正交的变换，将其分量相关的原随机的向量转化成互不相关的随机的向量，通常用于高维度数据集的探索与可视化<sup>[70-72]</sup>。还可以用于数据降噪、特征选择等。通过这个算法可以把线性相关的高维的变量进行转换为线性不相关的低维的变量，即把原来的  $m$  维的特集征用数目更少的  $n$  维互不相关的特征子集代替。实现以维度较少的特征子集表征原始特征大部分信息的作用，本文提取的原始特征集由于过于冗余，不适合直接输入到分类器中进行分类，而通过 PCA 算法用于特征选择阶段可以得到一个低维度但包含原始特征大部分信息的特征子集，可以实现降低过拟合风险和计算时间成本的目的。具体算法过程如下：

（1）假定有一个  $i$  行  $j$  列的特征矩阵  $P$ ，对矩阵  $P$  采用标准化的处理，得到一个标准矩阵  $R$ 。

$$R_{ij} = \frac{P_{ij} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{ij}}{\sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m \left( K_{ij} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m K_{ij} \right)^2}} \quad (4-8)$$

式中： $i = 1, 2 \cdots m$ ； $j = 1, 2 \cdots n$ 。

（2）然后计算标准化样本矩阵  $R$  的样本差

$$C = \frac{1}{m} R^T R \quad (4-9)$$

（3）设特征为  $K$ ，则可以计算出协方差矩阵  $C$  的特征方程，根据特征方程可以得到  $m$  个特征根。

$$|C - \lambda I_m| = 0 \quad (4-10)$$

根据计算出的特征  $\lambda_i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, m$ )，可得到单位特征向量  $P_1, P_2, P_3, \dots, P_k$ 。

(4) 将特征构成的向量根据对应的特征值由大到小组成新的矩阵，取前  $k$  列组成新特征阵  $P$ ，主要成分的数量确定主要由主要成分的累计贡献率决定。对每个主要成分的组合确定数据矩阵以及矩阵的转置阵，便可得到它的协方差阵  $C$  及其特征值。主成分贡献率  $A_i$ 、累计贡献率  $C_i$  可由式 (4-11)、式(4-12)确定。

$$A_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^k \lambda_i \quad (4-11)$$

$$C_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i / \sum_{i=1}^k \lambda_i \quad (4-12)$$

$k$  为最终的主要成分的数量，当  $k$  个特征的累计的贡献率大于贡献率临界值，即可认为前  $k$  个特征已经包含了原始信息大部分的主要成分。

通过前文小波包分解算法我们得到的信号原始特征由于过于冗余，这里我们采用主成分分析法对高维特征降维，按前文算法流程计算出特征集的累计贡献率，并且根据累计贡献率阈值来决定降维程度，本文只选择累计贡献率大于 90% 的特征的个数来作为特征最终维数。

## 4.5 分类器

经过特征降维后我们得到了一个新的特征子集，之后进入分类阶段，在本阶段中本文采用前文提到的 SVM 分类，其采用经过 PSO 算法优化过参数的 RFB 函数，参数优化的流程如下图 4.6。



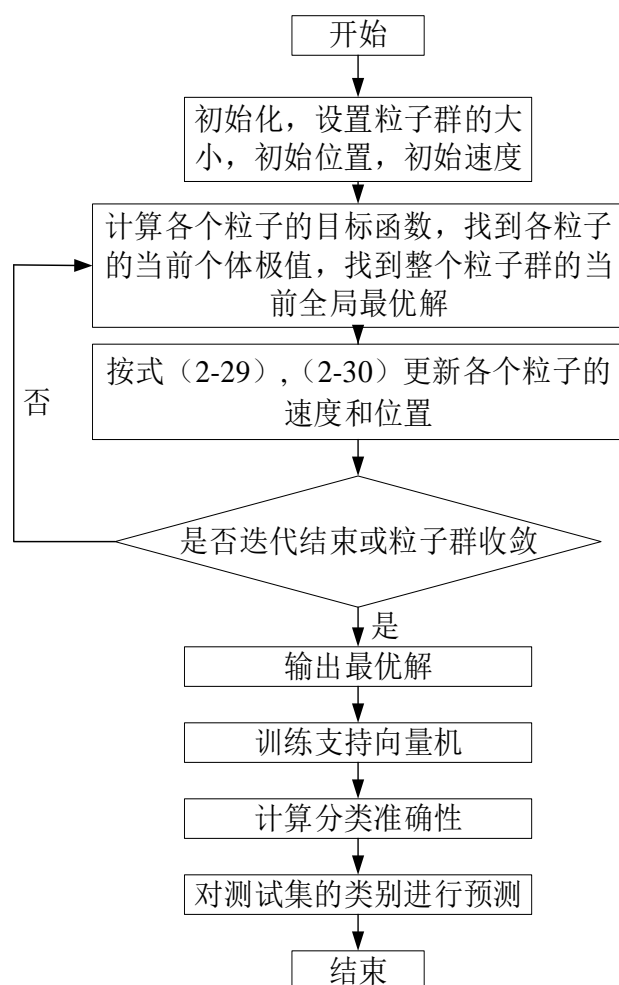


图 4.6 PSO 优化 SVM 参数流程图

为了保证最终行为分类的精确性,在分类阶段采用 10 倍交叉验证来验证分类结果。十倍交叉验证是检测算法精确性的一种检验方法,将特征分为 10 个等份,随机选用其中 9 等份用于训练,余下那份数据用于测试,反复进行 10 次验证得到 10 份测试的数据集得出的结果。最终实验识别率是 10 次验证结果的均值。

本文所使用的用来搭建分类模型的软件工具为 Matlab 2019b,在该软件中使用了由台湾大学的 Lin 教授等研究人员一起研发的软件工具包 LibSVM<sup>[73]</sup>,这是一个简单、易于上手和快速有效的分类模型搭建工具,方便我们去搭建一个 SVM 模式识别的多分类模型用于实现多类分类任务。

## 4.6 实验结果分析

### 4.6.1 不同场景结果对比

前文介绍了采集的人体动作的种类和数量，将数据输入到分类模型采用十倍交叉验证得到识别率，再通过混淆矩阵来评估出在不同场景下各个动作实际识别率和误判率。

我们可以发现，像起身、坐下这类动作的识别率相对较高，而走路的识别率相对较低。在较为空旷的走廊环境下，各个动作的识别率均在 95% 以上，平均识别率达到了 96.2%，而在较为复杂的环境下，受到了较严重的多径效应的影响，当个动作的识别率也均在 90% 以上，平均识别率达到了 93.6%，而在相对较为空旷且受到杂波干扰较少的暗室环境中各动作平均识别率达到了 97.6%，综合不同的场景下各动作的平均识别率达到了 95.8%。证明本文方法的可行性与鲁棒性！

表 4-1 走廊场景结果

	坐下	起身	打电话	弯腰拾物	走路
坐下	98%	0%	0%	2%	0%
起身	2%	98%	0%	0%	0%
打电话	2%	0%	96%	2%	0%
弯腰拾物	0%	4%	0%	96%	0%
走路	2%	5%	0%	0%	93%

表 4-2 会议室场景结果

	坐下	起身	打电话	弯腰拾物	走路
坐下	95%	5%	0%	0%	0%
起身	3%	95%	0%	2%	0%
打电话	4%	2%	94%	0%	0%
弯腰拾物	0%	6%	0%	94%	0%
走路	3%	5%	0%	2%	90%

表 4-3 暗室结果

	坐下	起身	打电话	弯腰拾物	走路
坐下	100%	0%	0%	0%	0%
起身	0%	100%	0%	0%	0%
打电话	0%	0%	98%	0%	0%
弯腰拾物	0%	2%	0%	98%	0%
走路	0%	0%	2%	2%	96%

#### 4.6.2 不同发包率结果对比

在数据采集阶段为了验证不同发包率对实验结果的影响采集了不同发包率下各动作数据,本文对实验中所采集到的不同发包率(20Hz、50Hz、100Hz、500Hz、1000Hz)的信号输入到系统中,得到分类的识别精度如下图4.7所示,通过对此结果的分析对比,可知在不同环境的实验发包率与识别精度是成正比关系的,即当发包率越高时我们所能采集的信号越能表示动作所蕴含的信息。但当发包率大于100Hz时,识别率的提升并不明显,且过高的发包率会带来过高的丢包风险,造成计算时间的增加,通过实验可发现当发包率为100Hz时,在得到较高实验精度的同时减少计算的时间,所以本文确定100Hz作为行为数据采集时的主要发包率。

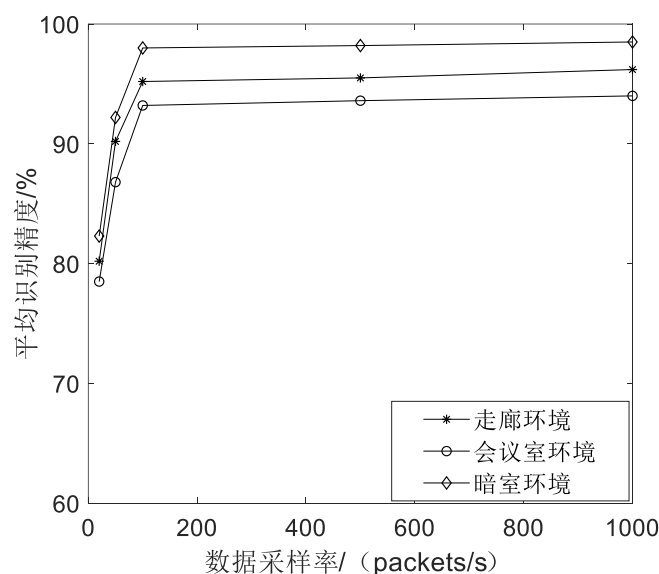


图 4.7 不同采样率下识别率

### 4.6.3 不同子集维度结果对比

根据降维之后子集的累计贡献度，我们确认了当特征维度将至 10 维时，特征子集的累计贡献度即可达到 90% 以上，说明当将特征降至 10 维时，特征子集已经能代表原信号大部分信息，通过下图可以看出子集维度对识别率的影响，当子集维度为 10 维时，系统识别率最高，而当子集维度过大时，并不能带来很好的识别效果，且过大的维度也会是计算时间过长。

通过前文我们介绍了通过 PCA 对特征进行降维操作，为了验证 PCA 降维对系统识别效果的影响，我们将降维之前的原始特征集和降维之后的特征子集分别输入到分类器中进行分类，通过下图 4.8 可看出当子集维度为 10 为维时个场景下动作平均识别率最高，通过图 4.9 各个动作降维前后分类器的识别精度的对比我们可以看到不同动作的识别率在经过降维之后经有所提升，可见经过主成分分析法（PCA）降维处理之后不但降低了特征的冗余度，通过表 4-4 可以看出系统运算时间也随之减少。

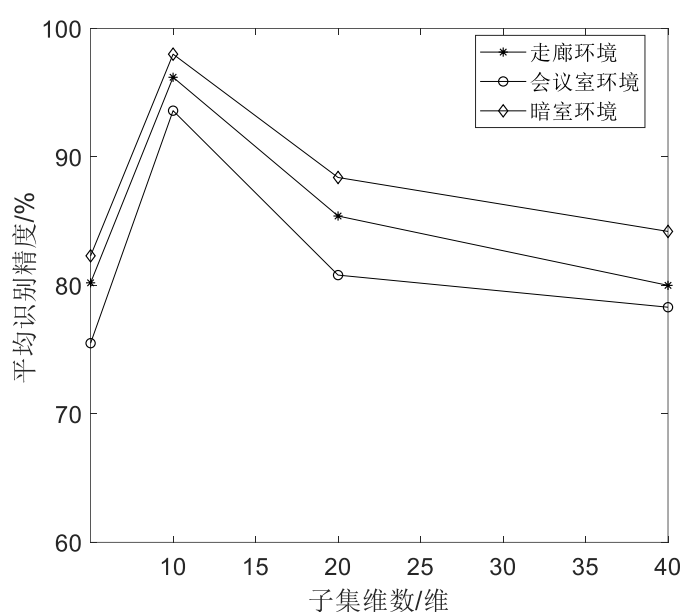


图 4.8 子集维度对系统精度影响

表 4-4 PCA 对系统运算时间影响

	PCA 降维后	不经 PCA 降维
运算时间/s	534	986

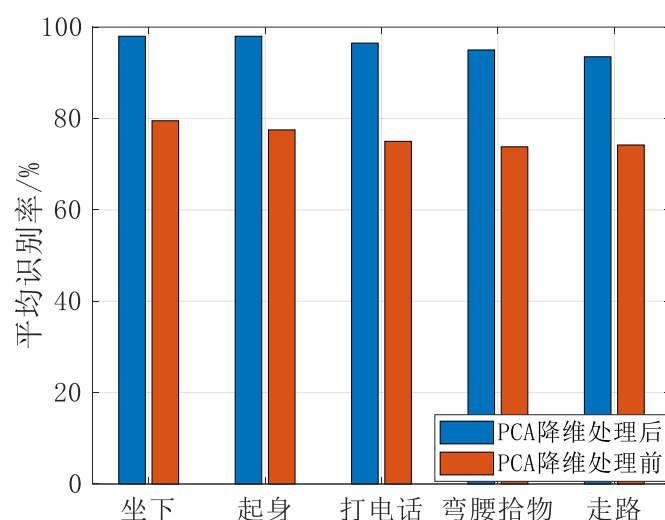


图 4.9 降维前后识别率对比

## 4.7 本章小结

本章主要对行为识别方法及其实验结果进行介绍，对于实验的结果方面，本文验证了不同实验设置对实验结果造成的影响，同时介绍了行为识别系统所用中所用到的各种算法，包括数据预处理采用巴特沃斯低通滤波器对数据进行降噪处理，用于特征提取的小波包算法提取特征的过程，还有用于特征子集的选择的主成分分析法，以及最后用于行为分类的支持向量机算法，以及该算法基于粒子群优化算法优化参数的流程，最后使用混淆矩阵看出本文系统对不同动作的识别精度，且分别总不同的发包率以及 PCA 降维前后角度得到分类精度和处理前后分类时间的对比以及最优子集维度对识别精度的影响，最终综合可以得出 95.8% 的平均识别率，证明本文方法的有效性。



## 第5章 总结与展望

### 5.1 总结

本文对基于 WiFi-CSI 的人体行为识别方法进行了研究,在人机交互领域中人体行为识别由于有着很多重要应用,而吸引了很多研究人员的关注,在目前各种 WiFi 设备部署在我们日常生活中的很多场景下,使得基于 WiFi 无线信号的行为识别技术得到快速发展,对于人体行为识别的各种方法中采用 WiFi 无线信号的方法相比于传统的基于传感器、视频图像、射频雷达等的方法,有着低成本、高稳定性、高精度的特点,且相比接收信号强度 (RSSI),信道状态信息 (CSI) 能提供环境的细粒度的信息,本文主要基于 WiFi-CSI 在行为识别的研究上做了以下几点工作。

本文整体方法的实施分为由硬件部分与软件部分组成,首先硬件部分是对人体行为 CSI 原始数据的采集,本文使用了两台修改了系统固件预装 Ubuntu14.02 操作系统的台式机,在主机上加装了支持 802.11n 协议的 intel 5300 网卡并外接三根天线,在实际生活的室内环境 (走廊、会议室) 以及与之对比的非日常室内环境暗室以及不同采样率下采集坐下、起身、打电话、弯腰拾物、走路五种人体动作数据用于研究。

接着是本文的行为动作分类识别方法-Wibr,该方法主要由数据预处理、特征提取、特征选择、分类器四部分组成,首先对原始的 CSI 数据进行去噪预处理,以去除由环境及硬件等原因造成的噪声,本文采用的是巴特沃斯低通滤波器,能最大程度的去除信号噪声是信号波形变得平滑,同时保留信号中人体动作引起的变化信息。之后是特征提取环节,本文采用小波包分解算法,将信号采用小波包分解,提取信号的小波包能量占比和小波包系数统计值作为特征。刚提取到的特征过于冗余,会带来过拟合的风险,同时也增加系统的计算成本,所以本文选择主成分分析法对原始特征进行降维,得到一个维度远小于原始特征但保留的原信号大部分信息的特征子集。之后采用机器学习算法对数据进行分类,将得到的特征子集将被输入到支持向量机 (SVM) 分类器中进行分类,且分类器使用的是高斯核函数,为了能提高系统的收敛速度,采用粒子群优化算法 (PSO)

对分类器模型的相关参数进行优化，最终为了保证实验效果的精确性，分类器进行 10 倍交叉验证，来获取分类效果。

最终通过采集到的人体行为数据用于验证之后，得到的了各种动作在不同环境下的识别率均达到了 90% 以上，综合平均识别率为 95.8%，总的来说相比其他方法的行为识别技术本方法拥有更高的识别率，证明了本方法的有效性与鲁棒性。

## 5.2 展望

针对本文所提出的基于 WiFi-CSI 的人体行为的识别研究，虽然通过各种验证，证明了本文所提方法的有效性和鲁棒性，但是该方法还是存在一些不足和未来需要继续深入研究的问题和方向：

第一，虽然我们已经在三种环境下（走廊、会议室、暗室）进行了数据采集工作，但是相比于实际环境的多样性来说，依然不够，且数据集的数量还有待扩充，未来希望扩大人体行为数据集的数据量，使其包含更多的场景下的数据。

第二，本文在实验设计时仅考虑到了单人单个动作的识别，而由于多人在场时其他人的动作或是别的移动的物体会对采集到了信号造成干扰，而未考虑到多人多个动作的识别，以及单人连续动作的识别，这使得该方法在普适性上略显不足，希望未来能实现多人动作的同时识别以及单人连续动作的识别。

第三，目前本文方法存在迁移性不足的问题，在我们设定的环境下能产生很好的效果，但是当到了一个新的场景之后，效果明显就不够好，为了得到好的效果通常还需要在新的环境下重新采集数据再训练学习，希望将来能削弱环境对 CSI 数据的影响，当进入到一个新的环境时，不需要从新再采集新的行为数据进行训练，从而提高整体方法的普适性和鲁棒性。

第四，目前本文方法仅能识别人体行为，但是无法对具体用户进行区分，在未来能进一步挖掘跟用户有关的其他特征，在识别人体行为的时候同时系统能确认用户的身份信息。



## 参考文献

- [1] Yousefi S, Narui H, Dayal S, et al. A Survey of Human Activity Recognition Using WiFi CSI.[J]. arXiv: Artificial Intelligence, 2017,18(2):1-8
- [2] Qi J , Jiang G , Li G , et al. Intelligent Human-Computer Interaction Based on Surface EMG Gesture Recognition[J]. IEEE Access, 2019, 7:61378-61387.
- [3] Wan J , O'Grady M J , O'Hare G M P . Dynamic sensor event segmentation for real-time activity recognition in a smart home context[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2015, 19(2):287-301.
- [4] Li X, Zhang D, Xiong J, et al. Training-free human vitality monitoring using commodity WiFi devices[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(3): 1-25.
- [5] Akhtar, Z. U. A., & Wang, H. Wifi-based driver's activity monitoring with efficient computation of radio-image features[J]. Sensors (Switzerland), (2020).20(5):1381-1408.
- [6] Wang Y, Wu K, Ni L M, et al. WiFall: Device-Free Fall Detection by Wireless Networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 581-594.
- [7] Pan M S , Hsu W C , Liu C H , et al. InstantGaming: Playing somatosensory games using smartwatches and portable devices[C]// International Conference on Applied System Innovation. IEEE, 2017:1072-1074.
- [8] Rajkumar S , Pradeep K , et al. A Novel Framework of Continuous Human-Activity Recognition using Kinect[J]. Neurocomputing, 2018, 311(OCT.15):99-111.
- [9] Yang Q , Xiao D , Lin S . Feeding behavior recognition for group-housed pigs with the Faster R-CNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155(2):453-460.
- [10] Zhang J , Wu Z , Li F , et al. Attention-Based Convolutional and Recurrent Neural Networks for Driving Behavior Recognition Using Smartphone Sensor Data[J]. IEEE Access, 2019, PP(99):1-1.
- [11] 罗会兰, 王婵娟, 卢飞. 视频行为识别综述[J]. 通信学报, 2018, 039(006):169-180.
- [12] Jiang L , Zhou X , Che L , et al. Feature Extraction and Reconstruction by Using 2D-VMD Based on Carrier-Free UWB Radar Application in Human Motion Recognition[J]. Sensors, 2019, 19(9),1-25.
- [13] 杨铮, 刘云浩. Wi-Fi 雷达:从 RSSI 到 CSI[J]. 中国计算机学会通讯, 2014, 10(11):55-60.

- [14] Assan M , Grobel K . Video-Based Sign Language Recognition Using Hidden Markov Models[C]// International Gesture Workshop on Gesture & Sign Language in Human-computer Interaction. Springer-Verlag, 1997,1:162-167.
- [15] O.Politi, I. Mporas, and V. Megalooi konomou, “Human motion detection in daily activity tasks using wearable sensors,” [C]//in Proc. of the 22European Signal Processing Conference (EUSIPCO). IEEE, 2014, pp. 2315–2319.
- [16] Kessler G D , Hodges L F , Walker N . Evaluation of the CyberGlove as a whole-hand input device[J]. ACM Transactions on Computer-Human Interaction, 1995.
- [17] 吴江琴, 高文, 陈熙霖. 基于数据手套输入的汉语手指字母的识别[J]. 模式识别与人工智能, 1999(01):76-80.
- [18] Mimura K , Kishino H , Karino G , et al. Potential of a smartphone as a stress-free sensor of daily human behaviour[J]. Behavioural Brain Research, 2015, 276(Sp. Iss. SI):181-189.
- [19] Raheja J L , Singhal A , Chaudhary A . Android based Portable Hand Sign Recognition System[M]// Recent Trends in Hand Gesture Recognition. 2015.
- [20] Ding Y, Li H, Li C, et al. Fall detection based on depth images via wavelet moment[C]//2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2017: 1-5.
- [21] Ding J, Liu J T. Three-layered hierarchical scheme with a Kinect sensor microphone array for audio-based human behavior recognition[J]. Computers & Electrical Engineering, 2016, 49: 173-183.
- [22] 王松林. 基于 Kinect 的手势识别与机器人控制技术研究[D]. 北京交通大学, 2014.
- [23] Wang W, Wyatt L R. Radio frequency interference cancellation for sea-state remote sensing by high-frequency radar[J]. IET radar, sonar & navigation, 2011, 5(4): 405-415.
- [24] Lai, Min, Gao, et al. Assimilation of Radar Data, Pseudo Water Vapor, and Potential Temperature in a 3DVAR Framework for Improving Precipitation Forecast of Severe Weather Events[J]. Atmosphere, 2020, 11(2):182-188.
- [25] Chong-Chi Tong, Jung Y , Xue M , et al. Direct Assimilation of Radar Data With Ensemble Kalman Filter and Hybrid Ensemble-Variational Method in the National Weather Service Operational Data

- Assimilation System GSI for the Stand-Alone Regional FV3 Model at a Convection-Allowing Resolution[J]. *Geophysical Research Letters*, 2020, 47(19):1-20.
- [26] Wakimoto R M , Wienhoff Z , Bluestein H B , et al. Mobile Radar Observations of the Evolving Debris Field Compared with a Damage Survey of the Shawnee, Oklahoma Tornado of 19 May 2013[J]. *Monthly Weather Review*, 2020, 148(5): 1779–1803.
- [27] Braun A , Fakhri F , Hochschild V . Refugee Camp Monitoring and Environmental Change Assessment of Kutupalong, Bangladesh, Based on Radar Imagery of Sentinel-1 and ALOS-2[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(17):1-34.
- [28] Chen T H , Sou S I , Lee Y . WiTrack: Human-to-Human Mobility Relationship Tracking in Indoor Environments Based on Spatio-Temporal Wireless Signal Strength[C]// 2019 IEEE Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, Intl Conf on Cloud and Big Data Computing, Intl Conf on Cyber Science and Technology Congress (DASC/PiCom/CBDCCom/CyberSciTech). IEEE, 2019.
- [29] Jiang L , Zhou X , Che L , et al. Feature Extraction and Reconstruction by Using 2D-VMD Based on Carrier-Free UWB Radar Application in Human Motion Recognition[J]. *Sensors*, 2019, 19(9):1-12.
- [30] Behley J , Garbade M , Milioto A , et al. SemanticKITTI: A Dataset for Semantic Scene Understanding of LiDAR Sequences[C]// 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2020.
- [31] Pu Q , Gupta S , Gollakota S , et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals[C]// Proceedings of the 19th annual international conference on Mobile computing & networking. ACM, 2013: 27-38.
- [32] Sigg S , Scholz M , Shi S , et al. RF-Sensing of Activities from Non-Cooperative Subjects in Device-Free Recognition Systems Using Ambient and Local Signals[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 1(4):1-8.
- [33] Wei Z , Ng D W K , Yuan J , et al. Optimal Resource Allocation for Power-Efficient MC-NOMA with Imperfect Channel State Information[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(9):3944-3961.
- [34] Wang W , Liu A X , Shahzad M , et al. Understanding and Modeling of WiFi Signal Based Human Activity Recognition[C]// ACM MobiCom. ACM, 2015 12(3):1-6.

- [35] He W , Wu K , Zou Y , et al. WiG: WiFi-Based Gesture Recognition System[C]// International Conference on Computer Communication & Networks. IEEE, 2015,13(2).
- [36] 姚青桦, 崔然. 一种基于 CSI 的轻量级行为识别方法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(11):203-205+210.
- [37] Akhtar, Z. U. A., & Wang, H. Wifi-based driver's activity monitoring with efficient computation of radio-image features[J]. Sensors (Switzerland), (2020).20(5):1381-1408.
- [38] Podder P , Hasan M M , Islam M R , et al. Design and Implementation of Butterworth, Chebyshev-I and Elliptic Filter for Speech Signal Analysis[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 98(7):12-18.
- [39] Bastami A R , Aasi A , Arghand H A . Estimation of Remaining Useful Life of Rolling Element Bearings Using Wavelet Packet Decomposition and Artificial Neural Network[J]. Iranian Journal of Science & Technology Transactions of Electrical Engineering, 2019, 43(JUL.SUPPL.1):S233-S245.
- [40] Wang J , Cao Y , Li B , et al. Particle swarm optimization based clustering algorithm with mobile sink for WSNs[J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 76(nov.):452-457.
- [41] Liu G , Gao X , You D , et al. Prediction of high power laser welding status based on PCA and SVM classification of multiple sensors[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, 30(2):1-12.
- [42] Kshetrimayum R S . Fundamentals of MIMO Wireless Communications[M]. 2017.
- [43] Abdullahi M , Cao A , Zafar A , et al. A Generalized Bit Error Rate Evaluation for Index Modulation Based OFDM System[J]. IEEE Access, 2020, PP(99):1-1.
- [44] Chang R W. Synthesis of Band - Limited Orthogonal Signals for Multichannel Data Transmission [J]. Bell System Technical Journal, 1966, 45(10): 1775-1796.
- [45] Yang Z , Zhou Z , Liu Y . From RSSI to CSI: Indoor Localization via Channel Response[J]. ACM Computing Surveys, 2014, 46(2):25.1-25.
- [46] 杨峥,刘云浩,Wi-Fi 雷达:从 RSSI 到 CSI[J].中国计算机协会通讯,2014,11(10):50-60.
- [47] Chen Y, Terzis A. On the implications of the log-normal path loss model: an efficient method to deploy and move sensor motes[C]//Proceedings of the 9th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. 2011: 26-39.

- 
- [48] Wang Y, Wu K, Ni L M. Wifall: Device-free fall detection by wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 16(2): 581-594.
- [49] Zheng X , Wang J , Shangguan L , et al. Smokey: Ubiquitous smoking detection with commercial WiFi infrastructures[C]// IEEE Infocom -the IEEE International Conference on Computer Communications. IEEE, 2016:1-9.
- [50] Chen C, Han Y, Chen Y, et al. Multi-person breathing rate estimation using time-reversal on WiFi platforms[C]//2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). IEEE, 2016: 1059-1063.
- [51] Wang X , Gao L , Mao S . BiLoc: Bi-modal Deep Learning for Indoor Localization with Commodity 5GHz WiFi[J]. IEEE Access, 2017, 5(99):4209-4220.
- [52] Wang X , Wang X , Mao S . CiFi: Deep convolutional neural networks for indoor localization with 5 GHz Wi-Fi[C]// IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2017:1-6.
- [53] Wu C , Xu J , Yang Z , et al. Gain Without Pain: Accurate WiFi-based Localization using Fingerprint Spatial Gradient[J]. Proceedings of the ACM on Interactive Mobile Wearable and Ubiquitous Technologies, 2017, 1(2):1-19.
- [55] Guan Chen,Qi-Yue Li,Dian-Qing Li,Zheng-Yu Wu,Yong Liu. Main frequency band of blast vibration signal based on wavelet packet transform[J]. Applied Mathematical Modelling,2019,74(2): 1120-1141.
- [55] Huang D, Wang G. Stochastic simulation of regionalized ground motions using wavelet packets and cokriging analysis[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2015, 44(5): 775-794.
- [56] Shubham Dodia,Damodar Reddy Edla,Annushree Bablani,Dharavath Ramesh,Venkatareshbabu Kuppili. An efficient EEG based deceit identification test using wavelet packet transform and linear discriminant analysis[J]. Journal of Neuroscience Methods,2019,314(2):1-12.
- [57] Suresh A , Udendhran R , Balamurgan M . Hybridized neural network and decision tree based classifier for prognostic decision making in breast cancers[J]. Soft Computing, 2019(10):1-13.
- [58] Yelkanat C M . Spatio-temporal estimation of the daily cases of COVID-19 in worldwide using random forest machine learning algorithm[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2020, 140:110210.
- [59] Elsheikh A H , Sharshir S W , Abd Elaziz M , et al. Modeling of solar energy systems using artificial neural network: A comprehensive review[J]. Solar Energy, 2019, 180(MAR.):622-639.

- [60] Kang L I , Fazhi H E , Haiping Y U , et al. A parallel and robust object tracking approach synthesizing adaptive Bayesian learning and improved incremental subspace learning[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2019:1116-1135.
- [61] Deepthi K, Amal R R B, Rajeev V R, et al. Directed assembly of hierarchical supramolecular block copolymers: A strategy to create donor–acceptor charge-transfer stacks[J]. *Macromolecules*, 2019, 52(7): 2889-2899.
- [62] Fadel S, Ghoniemy S, Abdallah M, et al. Investigating the effect of different kernel functions on the performance of SVM for recognizing Arabic characters[J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2016, 7(1): 446-450.
- [63] Guo Y , Jia X , Paull D . Effective Sequential Classifier Training for SVM-based Multitemporal Remote Sensing Image Classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 27(6):3036-3048.
- [64] Batista G C, Oliveira D L, Saotome O, et al. A low-power asynchronous hardware implementation of a novel SVM classifier, with an application in a speech recognition system[J]. *Microelectronics Journal*, 2020, 105: 104907.
- [65] Rosenblatt F . The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain.[M]// *Neurocomputing: foundations of research*. MIT Press, 1988.
- [66] Podder P , Hasan M M , Islam M R , et al. Design and Implementation of Butterworth, Chebyshev-I and Elliptic Filter for Speech Signal Analysis[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2014, 98(7):12-18.
- [67] Shibendu M , Kumar S S , Rajib K , et al. Accurate integer-order rational approximation of fractional-order low-pass Butterworth filter using a metaheuristic optimisation approach[J]. *IET Signal Processing*, 2018, 13(5):581-589.
- [68] Liu K , Chen J . Internal Model Control Design Based on Equal Order Fractional Butterworth Filter for Multivariable Systems[J]. *IEEE Access*, 2020, PP(99):1-1.
- [69] Li C N , Shao Y H , Yin W , et al. Robust and Sparse Linear Discriminant Analysis via an Alternating Direction Method of Multipliers[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, PP(99):1-12.

- [70] Ali M U , Ahmed S , Ferzund J , et al. Using PCA and Factor Analysis for Dimensionality Reduction of Bio-informatics Data[J]. International Journal of Advanced Computer Science & Applications, 2017, 08(5):415-426.
- [71] A M R P , A T J , A J C , et al. Feasibility of ANFIS towards multiclass event classification in PFBR considering dimensionality reduction using PCA[J]. Annals of Nuclear Energy, 2017, 99:311-320.
- [72] Alkhayrat M , Aljnidi M , Aljoumaa K . A comparative dimensionality reduction study in telecom customer segmentation using deep learning and PCA[J]. Journal of Big Data, 2020, 7(1):9.
- [73] Boser B E . A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers[J]. Proceedings of Annual Acm Workshop on Computational Learning Theory, 2008, 5:144-152.





## 硕士学位期间完成的科研成果

发表论文:

[1]本人第一作者,北大中文核心:基于信道状态信息的无接触人体行为识别方法[J],现代电子技术.2020-9-22 已录用.

[2]本人第一作者,北大中文核心:基于 CSI 的日常行为识别方法[J],计算机工程与设计.2020-12-13 已录用.

[3]本人第四作者,北大中文核心:基于 WiFi-CSI 的入侵检测方法[J]计算机科学. 2021-02-09 网络首发.

专利:

[1]本人第六作者,发明专利:一种静脉滴注智能物联网监控系统.2019.11.11 以公示.

参与项目:

[1]云南省教育厅科学研究基金项目项目——《基于 Wi-Fi 信道状态信息的跌倒检测技术研究》。



## 致 谢

历经3年的研究生生涯不久将落下帷幕，我带着万分的感谢和满心的不舍致谢我研究生生涯中每一个帮助过我的人，他们给我留下了许多值得珍惜的美好回忆。

感谢我的学校——云南大学，这座历史悠久的双一流高校，用“自尊，致知，正义，力行”的校训引领我前进，激励着我在追求真知的道路上永不停歇，同时感谢信息学院1314实验室，给我提供一个非常好的学习、实验的环境，让我不断成长成才。

感谢我的导师——常俊老师。常老师在学术上知识渊博，在生活中和蔼可亲，在科研道路上为我解答困扰我的学术问题，帮助我提升科研水平。从最初研究方向的选题，到毕业论文正文的成稿多给我提供了很多宝贵的意见。同时科学研究道路上常老师为我解答很多遇到的难题，在生活中还让我领悟了我很多人生的道理，在未来的生活中我将时刻谨记常老师对我的教导。

感谢实验室的师兄于怡然，师姐田春园、冉亚鑫，以及同门小伙伴的王炽、王颖颖、蒙倩霞、李辉、于福升、龚江、段韬以及师弟师妹们，研究生的学习生涯中正是因为有了你们的一路相伴变得精彩而鲜活。不仅在学习上一起讨论学术问题，对于我的学业进步起到了很大的帮助，而且在生活中给予我满满的爱和亲切的关怀，让我感受到了家庭般的温暖。

感谢我的室友苗俊先、刘云凯、僧冰枫，他们给予我3年的鼓励和帮助，最后特别感谢我的爸妈这么多年对我抚育教养的恩情，是他们给我精神上的鼓励，给我前进的力量，让我能够不断学习并且提升自我，我一定不负所望努力成为1个对社会有帮助的人。

2021年5月