

单位代码： 10293 密 级： \_\_\_\_\_

南京邮电大学

专业学位论文



论文题目： 基于 WiFi 的人员呼吸感知边界研究

学 号 1220045116

姓 名 马春哲

导 师 肖甫

专业学位类别 电子信息硕士

类 型 全日制

专业（领域） 软件工程

论文提交日期 二〇二三年四月

# **Research on the Sensing Boundary of Human Breathing Based on WiFi**

Thesis Submitted to Nanjing University of Posts and  
Telecommunications for the Degree of  
Master of Engineering



By

Chunzhe Ma

Supervisor: Prof. Fu Xiao

April 2023

# 摘要

随着物联网科技的飞速发展,万物互联的时代到来,人类逐渐成为信息世界交互的中心。为了实现人与设备之间更好的交互,基于传感器的感知技术和基于射频的感知技术应运而生。由于基于传感器设备的感知方法会给用户带来不便且带来隐私侵犯的问题,因此基于射频的感知技术具有更好的发展趋势和应用前景。本文主要聚焦于基于 WiFi 信道状态信息(Channel State Information, CSI)的感知技术,在简要阐述当前技术发展以及应用的基础上,重点研究了基于 WiFi 的人体呼吸感知边界的相关研究。

呼吸是人类最基础的生命活动之一,人体通过呼吸系统将体内代谢物质排出,为机体提供所需的氧气,进而为人体提供营养物质和所需的能量。除此之外,呼吸频率与心率和体温/血压相协调,是监测人类健康的重要生命特征。同时,呼吸模式的改变是慢性疾病发展的一个有效预测因子,如心脏骤停、慢性肾脏疾病等。因此持续的呼吸频率监测在日常生活中非常必要。

传统人体呼吸检测方法通常是专用医疗设备,此类设备价格高昂,不适合日常生活中的呼吸监测。为了实现便捷且成本代价低的无接触式呼吸频率监测,本文提出了基于 CSI 的人体呼吸感知边界系统。首先,介绍了 CSI 的相关理论知识,并且从无线信道的角度,阐释了呼吸对无线信道的影响,并且给出了相关的理论分析模型。然后,根据两者之间的联系,本文推导出了呼吸感知边界模型,给出了呼吸感知边界的理论值。最后,进行了大量的实验测试,通过在不同的环境以及邀请多名实验者参与实验,验证了本系统的有效性和鲁棒性。

同时,考虑到日常实际生活场景中,人们睡眠过程通常会有被子、毯子等覆盖物的遮挡,这些覆盖物会对无线信号产生阻隔,导致提取到的呼吸信号严重衰减,进而对人的呼吸频率监测造成干扰,缩减了呼吸感知距离的范围。为解决此类问题,让人体呼吸监测在日常生活环境中更具备通用性,本文对以上呼吸感知模型进行了扩展。具体的解决思路如下:首先,通过对双天线的信道状态信息经过最佳权重组合方式以增强动态目标反射的信号。然后,对组合后的 CSI 进行处理,从中提取出人的呼吸信号。最后,结合呼吸频率相对误差的概念,对不同因素导致的实验结果进行对比,进而验证了该系统反射信号增强后的呼吸检测的有效性和准确性。

**关键词:** 呼吸感知, WiFi, 信道状态信息, 边界检测

## Abstract

With the rapid development of Internet of Things (IoT) technology, the era of internet of everything has arrived, and human gradually becomes the center of interaction in the information world. In order to achieve better interaction between humans and devices, sensor-based sensing technology and radio frequency based sensing technology have emerged. Since sensor-base sensing methods bring inconvenience and privacy violation to users, RF-based sensing technologies have better development trends and application prospects. This thesis mainly focuses on the sensing technology based on WiFi Channel State Information (CSI), and focuses on the related research of WiFi-based human breathing sensing boundary with a brief description of the current technology development and applications.

Breathing is not only one of the most fundamental human life activities, the human body can exhaust metabolic substances from the body through the human breathing system, providing the body with the required oxygen, which provides the body with nutrients and the required energy. In addition to this, the breathing rate is coordinated with heart rate and body temperature/blood pressure, which is an important vital feature for monitoring human health. At the same time, changes in breathing patterns are powerful predictive molecules for the development of chronic diseases, such as cardiac arrest and chronic kidney disease. Therefore, a constant monitoring of breathing rate is very necessary in daily life.

Traditional human breathing detection methods were usually specialized medical equipment, which were expensive and not suitable for breathing monitoring in daily life. In order to achieve convenient and low-cost contactless breathing rate monitoring, this thesis propose a CSI-based human breathing sensing boundary system. Firstly, the relevant theoretical knowledge of CSI is introduced, and the influence of breathing on wireless channel is explained from the perspective of wireless channel, and the related theoretical analysis model is given. Then, according to the connection between them, this thesis also derives the breathing sensing boundary model, and gives the theoretical value of the breathing sensing boundary. Finally, a series of the experiments have been carried out to verify the effectiveness and robustness of the proposed system by inviting multiple experimenters to participate in the experiments in different environments.

At the same time, considering the actual daily life scene, people usually have covers such as quilts and blankets in the process of sleep, which can cause blocking of wireless signal, resulting in serious

attenuation of extracted breathing signals, which causes interference to human breathing rate monitoring and reduces the range of breathing sensing distance. To solve such problems and make human breathing monitoring universal in daily life environment, this thesis extends the above breathing sensing model. The specific solution approach is as follows: first, the signal reflected from the dynamic target is enhanced combining the channel state information of the two antennas in an optimal weighting way. Then, the combined CSI is processed to extract the human respiratory signal from signal. Finally, combined with the concept of relative error of breathing rate, we compare the experimental results caused by different factors, and then verify the effectiveness and accuracy of the system's reflected signal enhancement for respiration detection.

**Key words:** Breath Sensing, WiFi, Channel State Information, Boundary Detection

# 目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 课题背景.....	1
1.2 本文工作.....	3
1.3 论文组织架构.....	4
第二章 相关背景知识介绍 .....	6
2.1 基于 WiFi 的感知技术 .....	6
2.1.1 接收信号强度指示 RSSI .....	6
2.1.2 信道状态信息 CSI .....	7
2.2 基于 WiFi 的非接触式感知 .....	7
2.2.1 基于 RSSI 的泛在非接触感知 .....	9
2.2.2 基于 CSI 的泛在非接触感知 .....	10
2.2.3 泛在非接触感知边界.....	11
2.3 本章小结.....	13
第三章 基于信道状态信息的人员呼吸感知边界研究 .....	14
3.1 系统概述.....	14
3.2 基于 WiFi 呼吸感知边界定义 .....	14
3.3 系统结构.....	16
3.4 基于 WiFi 的呼吸频率感知边界的建模 .....	17
3.4.1 对 CSI 的概述 .....	17
3.4.2 呼吸感知边界模型构建.....	19
3.5 系统设计.....	22
3.6 实验结果与分析.....	27
3.6.1 实验装置和参数设置.....	27
3.6.2 实验分析 .....	29
3.7 本章小结.....	31
第四章 复杂场景下的呼吸感知边界系统 .....	32
4.1 系统概述.....	32
4.2 系统结构.....	32
4.3 系统设计.....	33
4.3.1 信号增强.....	33
4.3.2 离群值去除.....	36
4.3.3 滤波器滤波.....	37
4.3.4 数据平滑处理.....	38
4.3.5 呼吸速率估计.....	39

4.4 实验评估.....	40
4.4.1 参数设置.....	40
4.4.2 实验设置.....	41
4.4.3 实验评估.....	42
4.5 本章小结.....	44
第五章 总结与展望 .....	46
参考文献.....	48

专用术语注释表

缩略词说明:

RSSI	Received Signal Strength Indication	接收信号强度指示
CSI	Channel State Information	信道状态信息
RFID	Radio Frequency Identification	射频识别
PCA	Principal Component Analysis	主成分分析
FFT	Fast Fourier Transformation	快速傅里叶变换
UWB	Ultra Wide Band	超宽带
FMCW	Frequency Modulated ContinuousWave	调频连续波
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing	正交频分复用
CIR	Channel Impulse Response	信道脉冲响应
CFR	Channel Frequency Response	信道频率响应
CNN	Convolutional Neural Network	卷积神经网络
LSTM	Long Short-term Memory	长短期记忆网络
FFZ	First Fresnel Zone	第一菲涅尔区
PBD	Packet Boundary Detection	分组边界检测
SFO	Sampling Frequency Offset	采样频率偏移
CFO	Central Frequency Offset	中心频率偏移
MAD	Median Absolute Deviation	中值绝对偏差
TSER	Target-reflected Signal Ratio	目标反射能量比
CPSD	Cumulative Power Spectral Density	累积功率谱密度



# 第一章 绪论

## 1.1 课题背景

随着现代科技的不断进步,物联网(Internet of Things, IoT)技术得到了快速发展。同时,物联网对普适计算(Ubiquitous computing)的需求也在急剧增加,其为人们提供了关于泛在计算应用程序的监控目标和设施开发的有用信息。人们日常生活中的方方面面都应用了物联网技术,例如环境监测,智能城市和智慧家居。在人们居家生活方方面面都有体现,不仅可以进行日常行为的监测,例如粗粒度的动作识别,跌倒检测等,还可以监测人体的生命体征指标,例如细粒度的呼吸检测,心跳检测等。

呼吸是人类最基础的生命活动之一,人体可以通过人的呼吸系统将体内的代谢物质排出,为机体提供所需的氧气,进而为人体提供营养物质和所需的能量。除此之外,呼吸频率与心率和体温/血压相协调,是监测人类健康的一个重要生命体征。同时,呼吸模式的改变是体现慢性疾病进展的有力预测因子,如心脏骤停、慢性肾脏疾病和肌肉营养不良等<sup>[1]</sup>。而且异常的呼吸模式还可能表明人体患有某些潜在疾病的风险。因此,当人体呼吸系统发生病变或者处在异常状态下时,会严重干扰人们的正常生活,严重的情况下更会危及生命健康。

据 2017 年不完全统计,全球估计有 5.449 亿人口患有慢性呼吸系统疾病,相较于 1990 年的 3.897 亿增加了 39.8%。而在这些患有慢性呼吸系统疾病的人群中,约有 390 多万人死亡,比上世纪九十年代增加了 18%<sup>[2]</sup>。因此,对人类呼吸的准确检测和监测在卫生保健中非常重要,例如睡眠呼吸暂停检测和睡眠阶段识别等方面。

对人目前的活动检测和识别手段主要有两种方式。一种是基于接触式的感知技术,例如生活中熟知的一些传感器以及穿戴式的产品,虽然这些技术在市场上已经有了很高的成熟度,同时它也带来了一些不便之处,例如会影响舒适度以及侵犯用户隐私。而另一种是基于射频的感知技术,主要有射频识别(Radio Frequency Identification, RFID),超宽带雷达(Ultra Wide Band, UWB)以及 WiFi 等。

目前关于呼吸频率检测的研究有很多,Charlton 等人<sup>[3]</sup>提出了通过心电图(electrocardiogram, ECG)和脉搏血氧仪(photo plethysmogram, PPG)感知呼吸信号以获得呼吸频率估计的综述。但是以上两种设备不仅是医用专用设备,而且还具有入侵性,会让人们感觉不适,因此无法在家庭环境中进行长期和连续的监测。此外一些基于传感器的系统已经被提出,以尽量减少使用者的不适,例如,利用压力传感器<sup>[4]</sup>或者声学传感器<sup>[5]</sup>来确定呼吸

模式和功能。压力传感器是通过测量使用者呼吸时胸腔容量的变差差异来完成测量的,当使用者在正常的呼吸状态下时,呼气状态下会导致压力传感器受到的压力更大。但是一方面这种传感器容易受到外力的干扰,例如人体移动带来的振动或者其他外力的挤压等。另一方面,压力传感器存在长期监测难题,而且它的成本问题也进一步限制了它在日常生活中的广泛部署和应用。相比之下,声学传感器具有成本很低和易于在现实中部署的优点,但是它很容易受到嘈杂环境的影响,这对于一些本身就易于咳嗽的患者以及经常身处噪声环境下的用户不太友好,呼吸感知信号可能会淹没在噪声环境中。

相较之前提出的基于传感器的系统,目前无接触式的感知技术由于用户友好性和用户便捷性等特点,迎合了用户的喜好,广泛受到人们的青睐。此种方法主要包括相机<sup>[6][7]</sup>、声学设备<sup>[8]</sup>、射频设备<sup>[9]-[14]</sup>等。Wang 等人<sup>[7]</sup>使用深度摄像机和一种双向和注意机制的门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)神经网络实时实现了多人在 6 种呼吸模式的分类。但是这种基于视觉的方法需要在良好的照明环境下才能工作,不适合夜间用户的睡眠监测,而且此设备下的敏感信息容易引发隐私安全问题。Wi-Tracker<sup>[8]</sup>提出了一种基于商用智能手机的非接触式呼吸检测系统,它通过使用智能手机上的扬声器来传输超声信号,并使用其麦克风来接收用户呼吸事件的反射声信号,然后采用累积功率谱密度(Cumulative Power Spectral Density, CPSD)方法从接收信号中提取细粒度的呼吸模式,最后通过算法从提取的呼吸模式中准确地捕获到呼吸事件。但是这种基于声波设备的系统传感距离短,通常需要距离实验者很近才可以,另外也很容易受到环境噪声干扰,不适合日常生活的广泛部署。

除此之外,目前非常流行的用于呼吸感知监测的手段是一些基于射频的技术,例如 UWB 雷达<sup>[9]</sup>,调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)雷达<sup>[10][11]</sup>和 RFID<sup>[12]</sup>。其中,Praktika 等人<sup>[9]</sup>提出了将 Vivaldi 天线作为呼吸雷达的超宽带天线,通过仿真和测量,可以识别呼吸活动中从胸壁反射的信号。Li 等人<sup>[10]</sup>提出了一种非视距(Non-line-of-sight, NLOS)目标定位算法用于识别 NLOS 区域中典型的信号传播路径,以便准确定位人体在 NLOS 区域中的位置。同时根据识别出的信号路径,可以准确地提取人的呼吸信号,进而获得呼吸频率。López 等人<sup>[11]</sup>提出了一种 FMCW 雷达系统,通过测量驾驶员人体躯干前部的伸长模式来检测功能障碍的呼吸模式,此外还能够区分功能障碍的呼吸模式和人体躯干的运动。Panunzio 等人<sup>[12]</sup>主要通过 RFID 呼吸传感器设备测量流经呼吸道的空气温度梯度来监测呼吸。该系统改进了设备和材料的轻量化设计,通过将嵌入在同一设备上的传感器加倍来增强传感能力。以上提出的这些基于射频的系统都在实际中部署,证实了在生活中具有很好的精度和准确度,但是这些设备属于专用设备,成本较高,阻止了它们在日常生活中的部署和进一步应用。

近年来,由于 WiFi 设备在室内环境下的广泛部署和使用,使得基于 WiFi 的无接触式感

知技术引起了人们越来越多的关注。目前,基于 WiFi 的活动识别技术通常包括两种类型的无线信号,分别为接收信号强度指示(Received Signal Strength Indicator, RSSI)和信道状态信息(Channel State Information, CSI)。其中, RSSI 是通过测量接收端的无线电信号功率产生的。换言之,它描述了接收端接收信号的平均信号功率。现在基于 RSSI 的方法已经得到了广泛应用,不仅应用于人员定位,还在活动识别等领域得到了扩展,并且得到了不错的结果。例如, WiGest<sup>[13]</sup>通过利用 WiFi 信号强度的变化进行检测人手在设备周围的运动变化,进而实现手势识别。同时该系统还解决了手势信息特征提取、降低手势检测的假阳性率以及适应环境干扰引起信号变化等一系列挑战。但是 RSSI 固有的缺点限制了它的应用,具体如下:(1) RSSI 受环境干扰较大,具有不稳定性,分辨率低。(2) RSSI 因信号多径传播引起的阴影衰落,不随传播距离增加单调递减,从而限制了测距精度。(3) RSSI 提供的是关于通信链路的粗粒度感知信息,不适合呼吸,心跳等细粒度的生命体征检测。

相比之下, CSI 具有如下优点:(1) CSI 对多径传播进行了描述,因此具有更好的稳定性。(2) CSI 能为视距状态下的传播路径刻画更精细的描述以及提供其估计值,因为能在时域上粗略的区分反射信号传播的路径。(3) CSI 是一个复数矩阵,它可以利用绝对值计算得到活动引起的幅度信息,也可以利用角度计算得到其相位信息。它在频域上提供了更加丰富的细粒度的感知信息,是对 RSSI 的单值信息的一种扩展。因此通过 CSI 对无线信道更精细的刻画,不仅推动了 CSI 在定位和粗粒度的活动识别,也促进了在呼吸、心跳等微小运动的感知和检测。Turetta 等人<sup>[14]</sup>提出了一种基于 WiFi 信道状态信息的非侵入性身份识别系统,通过进一步分析提出了一种使用 CSI 数据训练的轻量级深度学习算法,最后在一个嵌入式平台(即树莓派 4B)实现并进行了评估,结果表明在识别人员身份方面具有很高的准确性。Guo 等人<sup>[15]</sup>提出了一种基于商用 WiFi 信号的正粒度鲁棒呼吸监测系统。该系统采用子载波选择算法和独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)方法从 WiFi 信号中分离出人类呼吸成分。然后应用混合聚类高斯隐式马尔可夫模型(Mixed Cluster Gaussian-Hidden Markov Model, MCG-HMM)生成呼吸信号。

## 1.2 本文工作

本文首先对现有的呼吸感知技术进行了简要介绍,即基于传统接触式的呼吸感知技术和基于非接触式的呼吸感知技术。通过对以上所提的两大类技术分别从不同的角度进行对比,简单阐述了各自的优缺点,从而引出了基于 WiFi CSI 非接触式感知的优越性。本文的具体工作内容如下:

(1)在第二章分别对 RSSI 和 CSI 进行了更加详细的介绍,不仅给出了相关的理论解释,还通过现有的一些系统对其进行更加具体的应用描述。另外本文的主要工作是呼吸感知边界检测,因此也对现有的一些细粒度的呼吸频率检测以及呼吸感知边界系统进行了简要的介绍。

(2)在实际应用中,为了能够准确估计人员在睡眠状态下的呼吸频率检测边界,本文提出了基于 WiFi CSI 的呼吸感知边界系统。从 CSI 的相关理论知识和无线信道的角度,解释了人体呼吸引起的腹部或胸部起伏对无线信道的影响,由此给出了理论模型。并且根据两者之间的关系推导出呼吸感知边界模型,进而获得呼吸感知边界理论值。通过大量的实验验证,从而证实了模型的有效性。

(3)考虑到更为实际的场景,人们在睡眠过程中通常会有被子、毯子等覆盖物的遮挡。在覆盖物的影响下会严重衰减呼吸信号,对人的呼吸频率检测造成干扰,也会缩减人的呼吸感知距离。为解决此类问题,让人体呼吸监测在日常生活环境中更具备通用性。因此,本文应用多天线信号增强的方法将呼吸感知边界进一步扩展。

(4)基于以上两种应用,本文设计了符合实际日常生活的场景,并且通过在不同的环境进行,以及邀请多名实验者参与实验,验证了系统的正确性和稳定性。

### 1.3 论文组织架构

本文总共分为五个章节。

第一章:绪论。主要阐述了相关研究背景,本文的主要工作以及架构。

第二章:基于 WiFi 的感知相关研究和介绍。详细介绍了基于 WiFi RSSI 以及基于 WiFi CSI 的感知及其边界检测,着重介绍了它们在国内外取得的进展及其应用,并且对两种技术的差异和优缺点也进行了详细解释。

第三章:呼吸频率感知边界的研究和实现。首先结合实际生活场景介绍了呼吸感知边界的定义,并在定义的基础上给出了简化的表达式。其次从 CSI 的相关理论以及呼吸对无线信道的影响角度出发,推导出信道干扰模型。然后通过两者之间的关系以及对现有一些方法的运用和推导,得出了呼吸感知边界模型,根据该模型可以计算出呼吸感知理论的边界值。最后通过实际的部署,采用不同的实验场地和招募不同的志愿者,并对实验的结果进行分析,从而验证了该模型的有效性。

第四章:复杂场景下的呼吸频率感知边界的研究和实现。考虑到现实场景下人类睡眠状态下身体会覆盖一些物体,例如棉被或者毛毯,这些障碍物会极大的干扰人体呼吸频率的检测。为了解决以上问题,此章节实现了一种在覆盖物之下的呼吸频率检测的详细介绍。该系

统主要有以下几部分组成，分别是采集数据，通过对不同天线对上的 CSI 进行组合，以达到信号增强的目的，并采用滤波器进行离群值去除和数据平滑处理，最后利用寻峰方法得出呼吸频率。

第五章：总结和展望。本章节对以上提出的系统和方法进行了总结，并且对研究方向的未来发展进行展望。

## 第二章 相关背景知识介绍

本章主要介绍基于 WiFi 信号的相关技术知识和研究,主要包括接收信号强度指示和信道状态信息以及基于 WiFi 的非接触式感知。

### 2.1 基于 WiFi 的感知技术

#### 2.1.1 接收信号强度指示 RSSI

无线信号的衰减随着距离的增加而减小。其中 RSSI 的测量距离方法是利用信号强度衰减来估计信号传播的距离。由于多路径、物体障碍、物体引起的反射、衍射等多种因素的存在,实际环境中的测量结果具有不确定性。基于 RSSI 对数正态分布模型方法是一种常用的室内测距方法,在考虑了环境中的随机因素后,它可以描述信号强度与距离之间的非线性关系。因此对于对数正态分布模型的数学表达式表示如下:

$$P_L(d) = P_L(d_0) + 10n \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_0 \quad (2.1)$$

其中 $d$ 为发送设备与接收设备之间的距离,单位通常为米, $d_0$ 代表单位距离(1米), $P_L(d)$ 表示路径传播距离下的损失, $P_L(d_0)$ 表示单位距离下的信号衰减。 $X_0$ 表示标准偏差在4到10之间以及均值为0的高斯随机数, $n$ 表示路径损耗随着距离之间的增加而增加的信号衰减因子,当 $n$ 的数值越小时,表示信号传播过程中路径损失越小,这样信号传播的距离可以更远,通常情况下 $n$ 取值为2~4。

根据以上的分析和表示,接收端得到 RSSI 值的相关表示如公式 2.2 所示:

$$RSSI = P_t - P_L(d_0) \quad (2.2)$$

其中, $P_t$ 为发送设备处的发射功率。

根据以上公式最终可以得出接收端接收到的 RSSI 值,而且也可以得出定位精度受到哪些因素的影响。具体分析如下:除了相关的环境因素会影响无线信道的通信外,另一个重要的干扰因素便是 RSSI 测量值。先前已经有很多工作完成了 RSSI 信道感知质量,由于受到环境中多径效应的影响,在室内场景下,即使是在静态环境下,RSSI 仍然不稳定,而且已经有相关实验验证了 RSSI 的波动幅度可能高达 5dB。因此,室内多径的干扰在一定程度上降低了 RSSI 的感知准确度,使得它只能实现一些粗粒度的室内定位、活动识别等感知任务。

### 2.1.2 信道状态信息 CSI

正交频分复用（Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM）技术的出现为研究人员提供了获取无线信号多径传播信息的支持。研究人员可以利用商用 WiFi 网络接口卡（Network Interface Card, NIC），如 Intel 5300 网卡和 Atheros AR9380 网卡，来获取 CSI。

CSI 是描述通道链路信道属性的一种技术，它表示每条传输路径上的衰减因子，通常是由信道衰减矩阵  $H$ （也被称为信道矩阵，信道增益矩阵）来表示。其中包含了信号的散射、反射和衍射，以及环境、距离衰减等信息。另外，利用 CSI 信息，可以使通信系统自适应于现有的信道环境，从而保证多天线系统的可靠、高速传输。

在无线信道线性时不变的前提下，常用的办法是采用信道的脉冲响应（Channel Impulse Response, CIR）来刻画信道的多径影响。因此信道冲脉冲响应表示为以下公式：

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N \alpha_i e^{-j\theta_i \delta(\tau-\tau_i)} \quad (2.3)$$

该公式中， $\alpha_i$  表示路径  $i$  的幅度衰减， $\theta_i$  表示相位存在的偏移， $\tau_i$  表示时间延迟， $N$  表示信号传输路径的总数和， $\delta(\tau)$  表示狄利克雷脉冲函数。

无线信道的多径传播表现为时延扩展，同时也会在频域中导致信号的选择性衰落。因此，可以采用信道频率响应（Channel Frequency Response, CFR）来描述幅频特性和相频特性。在不限带宽的条件下，CFR 与 CIR 是傅里叶变换对。无线信道的频率响应可表示为以下公式：

$$H_i(f) = ||H_i(f)|| e^{j\angle H_i(f)} \quad (2.4)$$

在上述公式中， $H_i(f)$  表示在中心频率为  $f$  的情况下第  $i$  个子载波的 CSI， $||H_i(f)||$  表示第  $i$  个子载波的幅度， $\angle H_i(f)$  表示第  $i$  个子载波的相位。在本文实验中收发设备分别采用三根发射天线和三根接收天线，因此就可以收到  $3 \times 3 \times 30 = 270$  个子载波，由此可见 CSI 是一个细粒度的感知信息。此外，CSI 对环境变化（如人体活动）非常敏感，因此可以将其用于呼吸频率检测等应用领域。

## 2.2 基于 WiFi 的非接触式感知

基于 WiFi 的非接触式感知技术在国内外领域内得到了广泛的关注，这归功于其低成本和广泛部署的优点，同时它在识别检测方面具有广阔的应用场景和研究意义<sup>[16-22]</sup>。由于 RSSI 一直作为无线电设备的基础配置，并且 RSSI 具有普遍性（即所有的 WiFi 设备都具有 RSSI），

因此早期非接触感知技术都是基于接收信号强度指示来实现的。2000 年 Bahl 等人提出了非接触式定位系统 RADAR<sup>[16]</sup>,这是最早的室内定位系统之一,该系统也是第一个基于 RSSI 的无线感知工作,为以后的基于 WiFi 的非接触式感知开辟了新的道路。Madhav 等人<sup>[17]</sup>提出了一种基于支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 的 RSSI 定位方法,并利用 COOJA 模拟器采集了 RSSI 值。同时还通过锚节点以及机器学习的方法对分类的 RSSI 值来预测传感器节点的位置。Onykienko 等人<sup>[18]</sup>提出了一种在 RSSI 中加入偏置系数来计算远距离无线电 (Long Range Radio, LORA) 接收机输入功率的方法。传播路径损耗估计在该方法下得以实现,其精度足以用于估计计算。以上列举的系统都在定位中实现了良好的效果。Seifeldin 等人<sup>[19]</sup>最早提出了基于 WiFi 的动作识别系统 Nuzzer,该系统可以判断出实验者是否在运动。该系统的实现使得基于 RSSI 的研究不再局限于定位,逐渐扩展到了基于 RSSI 的动作识别以及入侵检测的研究。Youssef 等人<sup>[20]</sup>首次提出了基于 WiFi 的被动检测的概念,利用移动平均和移动方差的方法对 RSSI 读数进行时间序列分析,以实现入侵检测。Sigg 等人<sup>[21]</sup>通过手机中 RSSI 读数的波动提取不同的特征来识别 11 种不同的手势。Adib 等人<sup>[22]</sup>在 Vital-Radio 系统中实现了人的呼吸以及心率的检测,这些工作都极大地扩展了 WiFi 感知技术的研究方向。

由于 RSSI 对于无线信号的描述是粗粒度的,所以只能检测大幅度的人类活动。即使在干扰很小的静态环境中, RSSI 很容易受到环境中噪声干扰的影响,因此使得它在许多应用场景下是不可靠的,由以上得知 RSSI 对于细粒度的非接触感知无法提供足够的精确度和鲁棒性,这表明寻找一种更稳定且能够提高 WiFi 细粒度感知性能指标的方法是至关重要的。目前 WiFi 系统普遍采用正交频分复用技术,数据信号通过调制解调器调制到不同频率的多路子载波上,而且在多条路径中同时进行传输。在 OFDM 中,每个子载波都有对应的信道状态信息 (CSI),它提供了非常精细的子载波级别的物理层信息,可以通过 WiFi 芯片组中开源驱动程序将接收到的信号数据提取出来<sup>[23-24]</sup>。由于 CSI 信息的特点是非常细粒度,因此它可以提供更加精确和稳定的无线信道特性<sup>[25]</sup>。Wang 等人<sup>[26]</sup>首次设计并实现了一种利用 WiFi 设备实现跌倒检测的系统 WiFall,该系统通过对 CSI 幅度信息滤波以及进行奇异值分解,得出的结果作为特征可以区分实验人员走动、坐下、起立、摔倒等动作,并且在单人情况下可以实现 90% 的识别准确率。Wu 等人<sup>[27]</sup>提出了一种基于 CSI 商模型的多普勒频移 (Doppler frequency shift, DFS) 捕获方法,该方法利用接收设备上两个天线的 CSI 商以提高多普勒速度估计的信噪比,解决了速度标志模糊问题。同时,该系统利用累计位移信息将行走与原地活动区分开,从而避免将活动信息误认为是行走轨迹,减少了在实际应用中运动跟踪时的误差。

国内外学者在泛在的非接触式感知领域的研究工作涵盖了许多方面,包括基于 RSSI 的定位和活动识别,基于 CSI 的动作检测、轨迹跟踪以及呼吸检测等。但是,由于 RSSI 对于无



线信号的描述是粗粒度的, 因此它只能检测一些有限类型的人类活动, 并且很容易受到环境噪声干扰的影响。相比之下, CSI 提供了非常精细的子载波级别的物理层信息, 可以更加精准以及稳定地表示无线信道特性。因此, 越来越多的研究者开始探索利用 CSI 进行泛在非接触式感知的可能性。由于目前存在一些问题, 如 CSI 数据获取的难度、处理复杂度、算法鲁棒性等, 仍然需要进一步探索和解决。在本文中致力于设计和实现一种利用 CSI 实现的非接触式人体呼吸检测系统。该系统不仅具有有效性和高精度性, 而且还可以在商用 WiFi 硬件上实现, 具有较低的成本和易于部署的优势。

### 2.2.1 基于 RSSI 的泛在非接触感知

早期基于 WiFi RSSI 的非接触感知主要集中在定位领域的研究, 直到 2013 年 Nuzzer<sup>[19]</sup>的提出, 才使得基于 WiFi 的研究领域不再局限于定位, 开始有研究者尝试利用 RSSI 进行动作识别等粗粒度感知以及生命体征检测等细粒度感知。无线信号非常容易受到人类活动干扰, 进而导致 RSSI 产生特殊的信号波动, 人类不同的活动对 RSS 信号引起的波动不同, 因此在信号中表现出来的特征也是不同的。Sigg 等人<sup>[28][29]</sup>通过利用人类活动导致 RSSI 读数的变化, 提出了一种非接触式的活动识别算法。具体地说, 第一篇文献建立的系统<sup>[28]</sup>从采集到的数据中提取多个特征 (例如信号的最高峰值和信号的中值), 并采用 k 近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN) 算法对四种常见的活动进行识别。此外, 为了进一步改善 RSSI 的环境感知性能, 第二篇文献建立的系统<sup>[29]</sup>主要是通过主动式或被动式系统感知个体的静态和动态活动, 进而对四种常见的活动进行识别。其中主动式系统使用专用发射机硬件作为系统的一部分, 而被动式系统仅使用环境调频无线电。

许多研究表明, 微弱的身体生命体征活动 (如呼吸或心跳) 也可以对无线信道产生影响, 导致 RSSI 信号的波动。因此, Kaltiokallio 等人<sup>[30]</sup>进行了实验, 测量了 IEEE 802.15.4 无线传感器网络中 16 个频率通道的 RSSI 信号, 以检测实验者的呼吸频率。为了减少实验过程中其他运动造成的干扰, Brewer 等人<sup>[31]</sup>定义 “断点”, 表示在实验过程中一些其他运动干扰 (例如翻身动作或者摆动双脚) 引起的 RSSI 信号的突然变化。但是, 该方法需要利用其他的外部网络设备, 并且需要高密度放置传感器节点。Patwari 等人<sup>[32]</sup>提出的 BreathTaking 在多个无线通信线路上采集呼吸引起的 RSSI 信号, 将其建模为类正弦波, 并采用最大似然估计 (Maximum Likelihood Estimation, MLE) 方法估计呼吸频率。Abdelnasser 等人<sup>[33]</sup>提出的 UbiBreath 能够精确估计实验者的呼吸频率, 相对误差在 1bpm 以下, 并且呼吸暂停检测准确率在 96% 以上。

尽管基于 RSSI 的泛在非接触感知具有较高的感知精度, 但这种方法存在两个弊端。一方

面, RSSI 作为 MAC 层的一个重要特征, 它对于无线信号的描述是粗粒度的, 所以只能检测有限类型的人类活动。另一方面, 即使在静态的室内环境中, RSSI 的变化仍然非常不稳定, 因为它很容易受到环境中噪声和干扰的影响, 因此使得它在许多应用场景下是不可靠的。

### 2.2.2 基于 CSI 的泛在非接触感知

CSI 信号反映了子载波的信息, 对环境有着更高的敏感度, 能够提供更加具体、准确、细粒度的信息。基于 CSI 信号细粒度和高准确率的优点, 研究者们开始尝试使用商用无线 WiFi 设备进行行为识别。自从 2011 年, Halperin 等人<sup>[34]</sup>发布了基于 Intel 5300 网卡的 CSI-tool 以来, 大量基于 CSI 的粗粒度感知研究和细粒度感知研究工作不断涌出。目前, 基于 CSI 的非接触式感知方法主要是利用其幅度和相位信息, 基于 CSI 的研究工作见诸于以下文献报告。Wang 等人<sup>[35]</sup>采用 CSI 幅度信息提出了第一个工作 E-eyes, 该系统试图通过位置和活动特征之间的关系实现活动识别。Yang 等人<sup>[36]</sup>利用卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和长短期记忆 (Long Short-Term Memory, LSTM) 网络从 CSI 相位差中提取手势的时空特征。为了让系统能够在新的环境中进行最小调整, 同时还提出了一种 Siamese 架构, 该架构具有可转移的成对损失, 并且只保留与手势识别任务相关的特征。Huang 等人<sup>[37]</sup>提出了一种抗同频干扰的人类活动识别 (Human Activity Recognition, HAR) 系统, 而且在同频干扰的场景下首次使用 CSI 相位分量来完成 HAR, 同时还提出了一种新的信息损失较小的子载波选择算法, 用来降低数据维度。

由于呼吸行为会引起胸部和腹部周期性起伏, 会对信号的传播信道产生影响, 使得接收信号的 CSI 幅度和相位产生相应的变化。Liu 等人<sup>[56]</sup>提出的系统只使用一对 WiFi 设备和无线 AP 检测睡眠时的呼吸频率和心跳频率, 呼吸频率首先从现成的 WiFi 设备获取 CSI 时间序列, 然后在时域和频域对信息进行分析, 在单人场景下和两个人的场景下都得到了很高的准确性。WiCare<sup>[57]</sup>利用信道状态信息, 可以有效的区分呼吸和被监测个体的微运动。其关键思想是将呼吸建为周期性的正弦波, 并且通过内点非线性优化实现的曲线拟合识别每个子载波序列中的呼吸, 同时利用正态时间扭曲测量的拟合优度来选择有效呼吸, 采用独立成分分析方法精确分离呼吸信号。TinySense<sup>[58]</sup>提出了一种新的多用户呼吸检测方法。为了减轻其他用户造成的影响, 该系统过滤掉到达时间 (Time of Arrive, TOA) 大于截止阈值的数据, 并去除受多路径影响很大的子载波, 因此可以从混合信号中获得每个人的呼吸数据。TensorBeat<sup>[59]</sup>利用信道状态信息相位差数据来估计多用户的呼吸, 主要思想是利用张量分解技术来处理 CSI 的相位差数据。首先获得 CSI 相位差数据以创建 CSI 张量, 然后应用标准多元分解得到所需的呼

吸信号，最后提出一种稳定的信号匹配算法来识别分解后的信号对，并采用峰值检测方法来估计多人的呼吸率。Yang 等人<sup>[38]</sup>结合菲涅尔理论模型来估计多个人的呼吸频率。该系统的关键思想是利用菲涅尔区中不同位置接收到的 WiFi 信号上引起不同水平的振幅变化。从 CSI 测量中观察到的呼吸模式对于位于菲涅耳区中间的人来说可能更强、更明显，而位于菲涅耳区域边界上的人，呼吸模式可能更弱、更模糊。此方法对于同时监测多个家庭成员的呼吸场景具有重要参考价值。Wang 等人<sup>[39]</sup>提出的 PhaseBeat 系统利用天线间 CSI 相位差检测呼吸和心跳。在呼吸检测模块，通过峰值检测方法估计单人呼吸频率以及通过 root-MUSIC 算法<sup>[40]</sup>来估计多人的呼吸频率，同时利用快速傅里叶变换将时域信号转换到频域以获得实验者的心率。TR-BREATH 系统<sup>[41]</sup>提出将时间反转（time-reversal, TR）技术与 root-MUSIC 算法结合，使用商用的 WiFi 设备估计多个人的呼吸频率。其关键思想是通过时间反转技术利用多路径构造相关矩阵，然后将 root-MUSIC 算法应用于相关矩阵上，提取多人呼吸频率估计的特征。Wang 等人<sup>[42]</sup>利用菲涅尔区模型表明呼吸检测存在一些盲区，在这些盲区内将会使得呼吸检测的性能变差。在 Zeng 等人<sup>[43]</sup>设计的系统中的结果表明，CSI 的幅度和相位是完全互补的，即幅值感知的不良位置是相位感知的好位置，反之亦然。因此，结合相位和幅度信息来设计呼吸检测方案可以实现无盲区的覆盖。Liu 等人<sup>[44]</sup>提出了基于人类呼吸生物特征的用户验证系统，该系统使用与呼吸相关的 CSI 信息进行波形形态学分析以及模糊小波包变换，以获取用户个性化的呼吸特征，同时采用深度学习的方法来识别合法用户并检测欺骗攻击的存在。近年来受到新冠肺炎疫情的影响，Li 等人<sup>[45]</sup>开发了一个基于 WiFi 设备来检测新冠肺炎患者呼吸的系统，该系统利用高分辨率谱图的方法动态获得呼吸率信息，以实现新冠肺炎患者在居家隔离期间的健康监测，并且当患者病情加重时可以及时被医疗提供者发现。

通过对上述研究分析，可以发现，在复杂环境下，因障碍物遮挡、阴影衰落和多径衰落会导致泛在感知信号被衰减。此外，由于感知设备存在的缺陷，会对泛在感知信号引入偏差。针对这些问题，仍然需要有效解决的方法来弥补泛在感知信号的弱化和畸变，消除感知设备引入的偏差以及纠正感知结果中的差错等难题。

### 2.2.3 泛在非接触感知边界

近年来，基于 WiFi 的无接触式传感网络的边界检测方法也引起了研究者的关注。Gui 等人<sup>[54]</sup>提出了一个基于 WiFi 感知技术的修复视频监控系统盲点工作问题的解决方案。通过推导人员访问干扰信道模型，精确描述用户的出现与无线信道变化之间的内在关系。然后推导了一个同时满足盲区面积消除和服务质量（Quality of Service, QoS）最大化的位置边界模型。

在此基础上设计了实际位置边界估计系统，并通过仿真和实验结果验证了位置边界模型的正确性，以及在盲区消除和通信 QoS 优化方面均具有良好的性能。在另外一篇文献<sup>[55]</sup>中通过分析人类入侵对非视距无线信道的影响，推导出了一个入侵干扰的非视距信道模型，并在此模型的基础上推导出了入侵检测边界模型。他们通过设计实际系统验证了该模型的有效性。但是以上的工作重点是面向人员的入侵检测边界，而没有对细粒度的呼吸速率检测边界模型进行分析研究。Zhang 等人<sup>[46]</sup>在 2017 年发表的文献中提出了菲涅尔区模型，并且提出了相关理论特点。由于不同的子载波有不同的波长，它们有着各自的菲涅尔区，但是在其内部，不同子载波的菲涅尔区几乎重叠。而菲涅尔区外部边界的差距越来越大，直到其中一个和另一个的下一个边界重合。根据以上分析利用菲涅尔区可以增强呼吸感知，当其中一个子载波的位置靠近菲涅耳区边界时，经常可以利用频率多样性找到另一个子载波在菲涅耳区中部的信号。但是频率多样性可以用来增强外部菲涅耳区域的感知，而不能增强内部菲涅耳区域的感知。在 2018 年发表的文献<sup>[47]</sup>中利用菲涅尔区衍射模型精确地量化了衍射增益和人体的细微胸部位移之间的关系，并且通过分析第一菲涅尔区（First Fresnel Zone, FFZ）内的物体如何影响接收到的射频信号，将人体建模为不同大小的圆柱体，进而提出了基于菲涅尔理论的数学模型。根据此模型发现不同的位置以及不同的姿势，也会导致呼吸感知的结果不同，例如在视线位置下有利于躺卧的呼吸感知，而不利于坐姿呼吸感知。但是该模型存在局限性不适合真实环境中的复杂情况。而在 2019 年发表的文献中，FarSense<sup>[48]</sup>系统采用了 CSI-ratio 模型，建立了人类运动与 CSI 比值变化之间的关系。同时该系统将 CSI-ratio 模型应用于呼吸感知，并且结合 CSI 比值的幅度和相位解决了盲点问题，进一步增加了感知距离。但是该系统并没有对呼吸感知边界进行深入分析，只是在模型的基础上扩大其范围。Li 等人<sup>[49]</sup>提出了一种精确确定 WiFi 感知边界的系统 WiBorder，其关键思想是利用天线分集的方法有效消除随机相移以及放大穿墙幅度衰减，同时还提出了新的度量方式，将其与人类的穿墙识别相关联，可以区分实验者的墙内活动和墙外活动。因此 WiBorder 能够通过利用我们日常生活环境中的墙壁精确确定 WiFi 传感边界。在 2021 年发表的文献中，Zeng 等人<sup>[50]</sup>提出了一种感知信噪比（Sensing-signal-to-noise Ratio, SSNR）的度量来量化信号感知能力的方法，以证明静态信号实际上对感知性能没有影响，他们还通过将多个天线上的 CSI 信号进行组合，并提出“目标清零”的方法不破坏对无线感知重要的相位及幅度信息，从而提高了 WiFi 的感知范围。此外，他们验证了细粒度的人体呼吸感知边界，并进一步延长了呼吸感知范围。

通过对上述文献进行分析可以看出，构建面向复杂环境的泛在非接触感知边界的模型以及实现模型的稳健延展性仍然是一个尚未解决的难题。

## 2.3 本章小结

本章对基于 RSSI 和 CSI 两种方法的理论知识进行了相关介绍，首先阐述了 RSSI 和 CSI 的理论知识，然后介绍了基于 RSSI 和 CSI 的相关应用，进而分析了两种方式的优缺点，同时还介绍了基于 CSI 的非接触感知边界，虽然已经有一些工作对于呼吸频率感知边界有了一些研究，但它们缺乏对呼吸速率检测边界的深入分析和评估。因此，本文基于 CSI 进行呼吸感知检测，并且在接下来两章将分别介绍呼吸频率感知边界模型和覆盖物下的睡眠呼吸频率感知边界。

## 第三章 基于信道状态信息的人员呼吸感知边界研究

在最近几年的统计中,世界上有不少人都存在着呼吸疾病的问题,比如呼吸暂停的情况。此外人类呼吸状态与其日常的生命健康息息相关,比如可以通过存在的一些呼吸问题来判断人体的健康状况。因此可见呼吸频率的检测对人体的健康非常重要。

目前,已有不少的工作对呼吸检测进行了研究,得出了呼吸频率的大小,同时也有一些工作给出了呼吸检测边界的准确结果,并且也扩展到了对多人的呼吸检测。但是这些已经完成的工作对于呼吸感知边界的研究缺少理论支撑。因此本章节通过对 CSI 相位信息进行处理,通过建模的方式推导出理论上的呼吸感知边界模型,同时本章节也设计相关实验进行验证,通过多个场景和不同实验者验证了本系统的有效性和鲁棒性。

### 3.1 系统概述

本章节主要针对呼吸感知边界的理论研究,通过利用 CSI 的相位信息来推导出呼吸感知边界理论模型。相比于以往的研究,本章节的主要挑战和贡献如下:

(1) 本文所提出的系统是第一个采用相位来推导呼吸感知边界模型的。

(2) 本章节设计了实际的呼吸感知边界系统,使用商用 WiFi 设备在 Monitor 模式下进行无线通信。此外,通过多个实验场景和实验者的测试,验证了该模型的有效性和本系统的鲁棒性。

(3) 由于商用 WiFi 设备发射机和接收机时间不同步,导致接收机上会存在时变随机相位偏移,这样会造成记录的 CSI 信息与原始 CSI 信息存在误差,因此原始的 CSI 相位不能直接使用。而本章节利用了两根天线上的 CSI 共轭相乘的方法消除了误差,增加了信息的可用性。

(4) 本节提出的系统利用基于方差的子载波选择算法,提高了 CSI 感知呼吸信息的可靠性,提高了呼吸感知的精确度和准确度。

### 3.2 基于 WiFi 呼吸感知边界定义

在本小节中,首先呼吸感知边界定义为当 WiFi 的发送设备距离人的腹部最远临界点的情况下,仍然可以检测到实验者的呼吸,当超过该范围时,呼吸信息淹没在噪声信息中获取不到。为了方便实验表达和描述,本节将这个边界值记为 $L_{breath}$ 。

根据以上定义和图 3.1，呼吸感知边界表示为：

$$L_{breath} = \max L_{TP}, s.t. f_{test} = f_{real} \quad (3.1)$$

其中 T 表示发射端 $T_X$ ，P 表示实验者在呼气下的腹部最高点， $L_{TP}$ 表示发射端 $T_X$ 与实验者腹部点的距离， $f_{test}$  是理论呼吸频率， $f_{real}$  是真实呼吸频率。根据以上表达式具体而言，当实验者离发射端的距离  $L_{TP}$  大于  $L_{breath}$  时，这时便认为呼吸信号已经过于微弱，难以被准确地感知和检测；而实验者离发射端的距离  $L_{TP}$  小于  $L_{breath}$  时，则可以通过信号处理和分析等方法提取出清晰可靠的呼吸信号；而当实验者离发射端的距离  $L_{TP}$  等于  $L_{breath}$  时，此时发射机所在的位置为感知边界，此时的噪声频率和呼吸频率旗鼓相当。因此， $L_{breath}$  是衡量基于 CSI 的呼吸感知边界性能的一个重要指标。

在本章节中采用实验者的腹部作为研究对象，主要解释如下：相对于胸部和其他位置的变化，呼吸所引起的腹部起伏更大，且易于被无线信号感知和检测。因此，选择实验者的腹部作为研究对象可以使得实验结果更加准确和可靠。

在实验过程中，采用商用 WiFi 收发设备进行数据采集和处理，发射设备和接收设备分别为安装了 Intel 5300 网卡的 mini PC 机和 ThinkPad 笔记本。其中发送设备放置在床实验者的一侧，接收设备放置在另一侧桌子上。考虑现实生活中呼吸监测的实际应用需求，由于接收机和发射机可能不在同一高度，因此也需要考虑这个因素对无线信号传输的影响。具体而言，当接收机和发射机放置在同一高度时，这时  $L_{CD} = 0$ ；反之，若两者不在同一高度，则  $L_{CD} \neq 0$ ，如图 3.1 所示。这些实验细节的考虑，有助于使呼吸感知技术的实验结果更加贴近实际场景，提高其实用性和可靠性。

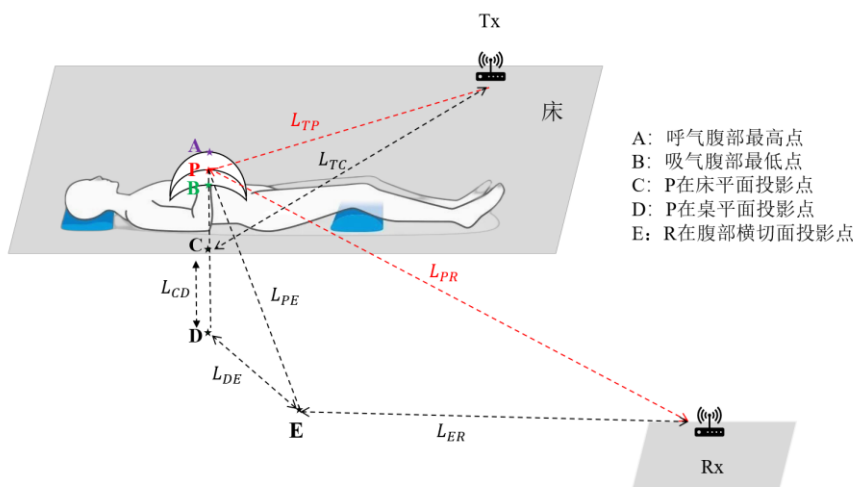


图 3.1 室内呼吸检测场景示意图

### 3.3 系统结构

本章节对系统的各个模块进行介绍，系统流程模块架构如图 3.2 所示。

#### (1) 原始数据采集

在室内部署 WiFi 收发设备，收发设备为配有 Intel 5300 网卡的笔记本电脑和 PC 机，而且在收发设备上分别配置三根收发天线。当数据开始采集时，受试者躺在床上进行平稳呼吸，每采集一段时间的信息之后，就终止发送移动发送设备的位置，直到到达最远位置检测不到呼吸时，所有数据采集结束。

#### (2) 数据处理

由于信道的不稳定性，在数据采集的过程中会存在丢包的问题，因此首先将采集到的原始 CSI 信息插值处理。其次，由于在信号采集的过程中会受到一些较大噪声的干扰，需要进一步去除离群值。为了更好更精准的估计出呼吸感知边界，因此采用子载波选择算法选出敏感度最优的子载波。

此外，本章提出的系统采用 CSI 相位信息，由于商品 WiFi 设备的发射机和接收机时间不同步，接收机上会存在载波频率偏移和采样频率偏移，因此会存在时变随机相位偏移，这样会导致记录的 CSI 信息与原始 CSI 信息存在误差不能直接使用，这就需要一些操作来消除这些误差。最后对数据进行 FFT 操作，并且将 FFT 谱的峰值作为呼吸频率的估计，记为  $f_{test}$ 。由于此呼吸频率是得到的理论呼吸速率值，因此在呼吸可检测到的范围下， $f_{test}$  应该等于真实情况下的呼吸频率。

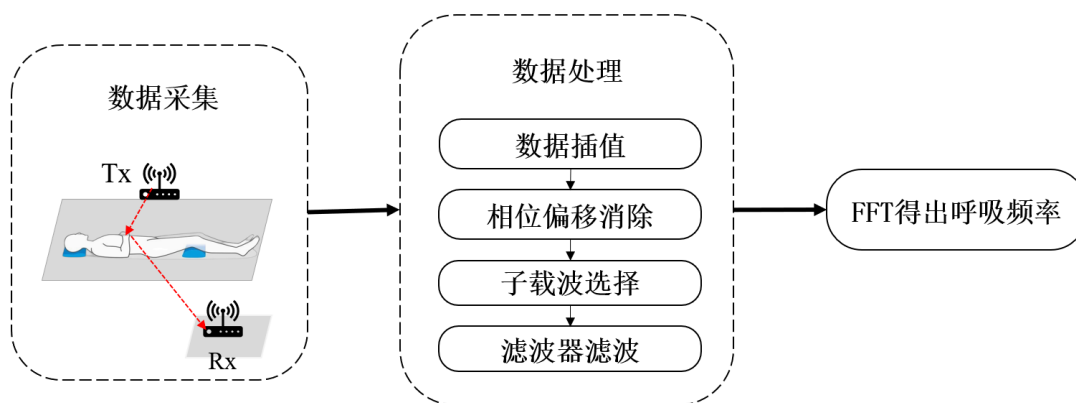


图 3.2 系统模型图



### 3.4 基于 WiFi 的呼吸频率感知边界的建模

#### 3.4.1 对 CSI 的概述

根据对呼吸感知边界定义和系统结构设计分析, 本小节将建立一个基于 CSI 相位的呼吸感知边界模型, 从理论的角度推导出呼吸感知边界的位置。

首先, 考虑只有呼吸导致腹部出现微小移动, 而没有多径效应的理想条件下, 这时候的无线信道受人腹部运动影响的 CSI 可以表示为:

$$h(t) = \alpha e^{-j\theta} \delta(t - \tau) \quad (3.2)$$

其中 $\alpha$ 表示路径的幅度衰减,  $\theta$ 表示相位偏移,  $\tau$ 表示时间延迟,  $\delta(t)$ 表示狄利克雷脉冲函数。

此外,  $\alpha$ 、 $\tau$ 可以用以下式子表示:

$$\alpha = \frac{\lambda \sqrt{G_t G_r}}{(4\pi L)^2}, \quad \tau = \frac{L}{c} = \frac{L}{\lambda f} \quad (3.3)$$

其中 $G_r$ 和 $G_t$ 分别表示收发天线的增益,  $n$ 表示路径损失因子,  $L$ 表示路径反射长度,  $c$ 表示为无线电信号传播速度,  $\lambda$ 表示为无线电信号的波长,  $f$ 表示为频率。

从公式 3.2 可以看出, 在没有多径干扰的情况下, 可以直接推导出呼吸状态。但在实际的应用中由于存在多径影响, 因此室内环境状态下存在多条传播路径 (例如, 床, 墙壁, 空调等引起的反射)。此外, CSI 还会受到接收机端引入的噪声干扰和环境噪声干扰。

在本章节中, 根据信号反射的性质, 将反射的信号分为静态分量和动态分量。在静态分量中, 由于信号经过多个物体反射导致信号严重衰减, 因此只考虑视距路径下的反射。在动态分量中, 结合章节 3.2 对实验者腹部分析以及简化计算, 本小节推理过程只考虑人体腹部为反射点并且只考虑一次反射路径。因此, 多路径环境中的 CSI 的信道脉冲响应可以表示为

$$h(t) = \alpha_{TR} e^{-j\theta_{TR}} \delta(t - \tau_{TR}) + \alpha_{TPR} e^{-j\theta_{TPR}} \delta(t - \tau_{TPR}) + z(t) \quad (3.4)$$

其中 $\alpha_{TR}$ 、 $\theta_{TR}$ 、 $\tau_{TR}$ 分别表示路径 TR 下的幅度衰减, 相位偏移以及时间延迟,  $\alpha_{TPR}$ 、 $\theta_{TPR}$ 、 $\tau_{TPR}$ 分别表示路径 TPR 下的幅度衰减, 相位偏移以及时间延迟,  $z(t)$ 表示噪声。

信号的多径传播在时域上时延扩展, 在频域上造成信号的选择性衰落。在时域方法下, 随着 WiFi 传感设备到实验者腹部的距离不断增加, 有时很难甚至无法从 CSI 信号中获取类正弦的呼吸波形。而频域与之相反, 频域方法可以从原始 CSI 信号序列中提取呼吸频率, 由此可知, CSI 在频域状态下比在时域状态下稳定。因此对 CSI 的信道脉冲响应进行 FFT, 得到无线信道的频率响应, 可以从 CSI 的幅度和相位信息来描述信号的多径传播。则公式 3.4 经过 FFT 得到以下表达式:

$$H(f) = \alpha_{TR} e^{-j(2\pi f \tau_{TR} + \theta_{TR})} + \alpha_{TPR} e^{-j(2\pi f \tau_{TPR} + \theta_{TPR})} + Z(f) \quad (3.5)$$

但是由于商用 WiFi 设备发射机和接收机时间不同步, 接收机上会存在分组边界检测 (Packet Boundary Detection、PBD)、采样频率偏移 (Sampling Frequency Offset、SFO) 和中心频率偏移 (Central Frequency Offset、CFO), 因此会存在时变随机相位偏移, 这样会导致记载 CSI 信息与原始 CSI 信息存在误差。为了避免传输过程中随机性引起的噪声以及消除以上误差信息。因此将式子 3.5 变化得到以下表达式:

$$H(f) = e^{-j\theta_{offset}} (\alpha_{TR} e^{-j2\pi f \tau_{TR}} + \alpha_{TPR} e^{-j2\pi f \tau_{TPR}} + Z(f)) \quad (3.6)$$

根据公式 3.3,  $\alpha_{TR}$ ,  $\tau_{TR}$ ,  $\alpha_{TPR}$  以及  $\tau_{TPR}$  分别可表示为:

$$\alpha_{TPR} = \frac{\lambda \sqrt{G_t G_r}}{(4\pi L_{TPR})^2}, \quad \tau_{TPR} = \frac{L_{TPR}}{c} = \frac{L_{TPR}}{\lambda \cdot f} \quad (3.7)$$

$$\alpha_{TR} = \frac{\lambda \sqrt{G_t G_r}}{(4\pi L_{TR})^2}, \quad \tau_{TR} = \frac{L_{TR}}{c} = \frac{L_{TR}}{\lambda \cdot f} \quad (3.8)$$

根据图 3.1 可知  $L_{TPR} = L_{TP} + L_{PR}$ 。其中图中点 C 和点 D 为点 P 到床平面和桌子平面上的投影点 (假设桌子和床不在同一平面, 该情况更为普遍)。因此可以得出  $L_{TP}^2 = L_{TC}^2 + L_{PC}^2$ ,  $L_{PR}^2 = L_{PD}^2 + L_{DR}^2$ ,  $L_{DR}^2 = L_{DE}^2 + L_{ER}^2$ 。  $L_{TPR}$  可表示为

$$L_{TPR} = \sqrt{L_{TC}^2 + L_{PC}^2} + \sqrt{(L_{PC} + L_{CD})^2 + L_{DE}^2 + L_{ER}^2} \quad (3.9)$$

由于实验者在睡眠状态下呼吸而引起腹部起伏, 因此腹部点可以上下浮动, 最高和最低分别可以到点 A 和点 B。因此  $L_{AC}$  是随着腹部变化而具有周期性, 因此  $L_{AC}$  可由以下式子表示

$$L_{PC}(t, f_{real}) = \frac{1}{2} L_{AB} \sin 2\pi f_{real} t + L_{BC} \quad (3.10)$$

其中  $L_{BC}$  为睡眠者腹部最低位置到床板的距离,  $t$  为 CSI 采样的时间。

将以上式子 3.7, 3.8, 3.9, 3.10 带入到式子 3.6 中, 可以得到 CSI 时间序列函数, 此函数可以表示为  $H_{k\Delta T}(f_{real})$ 。此外, CSI 包含幅度和相位, 其中 CSI 相位信息, 由于收发设备时间不同步, 接收机上会存在 PBD、SFO、CFO, 这样会导致记载 CSI 信息与原始信息存在误差, 但是相位信息包含更敏感的信息, 对呼吸感知效果更好。相比之下, CSI 幅度信息不存在偏差的问题, 可以被直接使用, 但是其感知信息粒度不强。因此本章采用相位信息的方式进行呼吸频率的检测。

基于以上分析和原始 CSI 信息, 首先应该消除 CSI 相位引起的误差, 消除的过程包含消除固定采样频率偏移和载波频率偏移, 但是这种消除相位方法都要求物体移动大于一个波长, 这使得此方法不太适合于细粒度的呼吸感知, 然而我们发现在 WiFi 卡上的不同天线, 时变相位偏移量是相同的, 因为它们共享相同的射频振荡器。因此实验中采用两个天线上的 CSI 共

轭乘法 (conjugate multiplication, CM) 来消除时变相位偏移。

根据提到的采用共轭乘法的思想, 公式表示为  $H_{cm}(f) = H_1(f)\overline{H_2(f)}$ , 具体展开如下:

$$H_{cm}(f) = (\alpha_{1,TR}e^{-j2\pi f\tau_{1,TR}} + \alpha_{1,TPR}e^{-j2\pi f\tau_{1,TPR}} + Z_1(f)) * (\alpha_{2,TR}e^{j2\pi f\tau_{2,TR}} + \alpha_{2,TPR}e^{j2\pi f\tau_{2,TPR}} + \overline{Z_2(f)}) \quad (3.11)$$

其中  $H_{cm}(f)$  表示 CM 的输出,  $H_1(f)$  表示第一根天线的 CSI,  $\overline{H_2(f)}$  表示第二根天线的 CSI 共轭值。

$$R_{k\Delta T}(f) = \arctan \frac{2\pi f(\tau_{1,TR} - \tau_{2,TR})}{\alpha_{1,TR}\alpha_{2,TR}} \quad (3.12)$$

$$I_{k\Delta T}(f) = \arctan \frac{2\pi f(\tau_{1,TR} - \tau_{2,TPR})}{\alpha_{1,TR}\alpha_{2,TPR}} + \arctan \frac{2\pi f(\tau_{1,TPR} - \tau_{2,TR})}{\alpha_{1,TPR}\alpha_{2,TR}} + \arctan \frac{2\pi f(\tau_{1,TPR} - \tau_{2,TPR})}{\alpha_{1,TPR}\alpha_{2,TPR}} \quad (3.13)$$

$$Q_{k\Delta T}(f) = \overline{Z_2(f)}\arctan \frac{2\pi f\tau_{1,TPR}}{\alpha_{1,TPR}} + Z_1(f)\arctan \frac{2\pi f\tau_{2,TPR}}{\alpha_{2,TPR}} \quad (3.14)$$

$$W_{k\Delta T}(f) = \overline{Z_2(f)}\arctan \frac{2\pi f\tau_{1,TR}}{\alpha_{1,TR}} + Z_1(f)\arctan \frac{2\pi f\tau_{2,TR}}{\alpha_{2,TR}} + Z_1(f)\overline{Z_2(f)} \quad (3.15)$$

根据公式 3.11 中 CSI 共轭消除相位偏移, 可将接收到信号相位信息分为四个部分, 分别是直射信号项  $R_{k\Delta T}(f)$ , 呼吸信号项  $I_{k\Delta T}(f)$ , 呼吸和噪声混合项  $Q_{k\Delta T}(f)$  以及噪声项  $W_{k\Delta T}(f)$ 。由于直射信号项不包含任何呼吸信息, 可以将其认为是个无关常数项, 对呼吸频率不会造成任何影响。呼吸和噪声混合项包含了环境中噪声信息, 会干扰呼吸频率, 但是可以利用滤波器固定在固定频率内 (例如呼吸的频率在 0.1Hz-0.4Hz), 这样可以将信号噪声过滤掉, 保留呼吸信息。接下来对消除相位偏移和滤波后的 CSI 信号进行 FFT, 进而提取出实验者的真实呼吸频率, 进而推测出实验者呼吸呼吸频率的感知范围。

### 3.4.2 呼吸感知边界模型构建

首先计算  $L_{TPR}$  的表达式, 由  $L_{TP}$  和  $L_{PR}$  两部分组成, 分别计算这两部分, 将式子 3.10 带入到  $L_{TP}$  可得:

$$L_{TP} = \sqrt{L_{TC}^2 + L_{PC}^2} = \sqrt{L_{TC}^2 + (\frac{1}{2}L_{AB}\sin 2\pi f_{real}t + L_{BC})^2} = L_{TC} \sqrt{1 + (\frac{L_{AB}\sin 2\pi f_{real}t + L_{BC}}{2L_{TC}})^2} \quad (3.16)$$

当发射机距离实验者较远时,  $2L_{TC}$  远大于  $L_{AB}$  和  $L_{BC}$ , 可以近似的将  $\frac{L_{AB}\sin 2\pi f_{real}t + L_{BC}}{2L_{TC}}$  趋向于 0, 由此可以利用泰勒公式:

$$(1+x)^\alpha = 1 + \alpha x + \frac{\alpha(\alpha-1)}{2!}x^2 + \dots + \frac{\alpha(\alpha-1)\dots(\alpha-n+1)}{n!}x^n + o(x^n), (x \rightarrow 0) \quad (3.17)$$

展开并且保留前两项，可以得出：

$$L_{TP} = \frac{L_{AB}L_{BC}}{L_{TC}} \sin 2\pi f_{real}t + L_{TC} \quad (3.18)$$

同样地，将式 3.10 带入到  $L_{PR}$  可得：

$$L_{PR} = \sqrt{(L_{PC} + L_{CD})^2 + L_{DR}^2} = L_{DR} \sqrt{1 + \left(\frac{L_{AB}\sin 2\pi f_{real}t + L_{BC} + L_{CD}}{2L_{DR}}\right)^2} \quad (3.19)$$

由以上同理可知， $2L_{DR}$  远大于  $L_{AB}$ 、 $L_{BC}$  和  $L_{CD}$ ，因此可以将  $\frac{L_{AB}\sin 2\pi f_{real}t + L_{BC} + L_{CD}}{2L_{DR}}$  近似于 0，

并且利用泰勒公式 3.17 展开并且保留前两项可得：

$$L_{PR} = \frac{L_{AB}L_{BD}}{L_{DR}} \sin 2\pi f_{real}t + L_{DR} \quad (3.20)$$

将式子 3.18 和式子 3.19 加和可得完整反射路径，结果如下所示：

$$\begin{aligned} L_{TPR} &= \frac{L_{AB}L_{BC}}{L_{TC}} \sin 2\pi f_{real}t + L_{TC} + \frac{L_{AB}L_{BD}}{L_{DR}} \sin 2\pi f_{real}t + L_{DR} \\ &= uL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t + L_{TC} + L_{DR} \end{aligned} \quad (3.21)$$

其中  $u = \left(\frac{L_{BC}}{L_{TC}} + \frac{L_{BD}}{L_{DR}}\right)$ 。

此时已经推导出  $L_{TPR}$ ，那么将其带入到公式 3.7 和 3.8 中分别计算  $\alpha_{TPR}$  以及  $\tau_{TPR}$ 。由于在室内环境下实验者呼吸所引起的反射路径很小，可近似认为阴影衰减近似不变，并且设其为常数  $A_{TPR}$ ，令  $K = A_{TPR} \frac{\lambda \sqrt{G_t G_r}}{(4\pi)^2}$ ，由于  $L_{TC}$ ， $L_{DR}$  远大于  $L_{AB}$ ， $L_{BC}$ ， $L_{DR}$ ，所以利用泰勒公式展开保留前两项

$$(L_{TPR})^{-\frac{n}{2}} = L_{TC} + L_{DR} - \frac{nuL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t}{2(L_{TC} + L_{DR})} \quad (3.22)$$

$$\alpha_{TPR} = \frac{K}{(L_{TPR})^{\frac{n}{2}}} = K(L_{TC} + L_{DR}) - \frac{nuKL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t}{2(L_{TC} + L_{DR})} \quad (3.23)$$

同理可得  $\tau_{TPR}$ ，公式表示如下：

$$\tau_{TPR} = \frac{L_{TPR}}{c} = \frac{L_{TPR}}{\lambda \cdot f} = \frac{uL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t + L_{TC} + L_{DR}}{\lambda \cdot f} \quad (3.24)$$

因此，将公式 3.23，3.24 带入到 3.13，3.14，3.15 可得：

$$\begin{aligned} I_{k\Delta T}(f) &= 2T_1 \arctan \frac{4\pi uL_{AB}(L_{TC} + L_{DR}) \sin 2\pi f_{real}t + 2(L_{TC} + L_{DR})^2}{2\lambda K(L_{TC} + L_{DR})^2 - nuKL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t} \\ &\quad + \arctan \frac{2(u\Delta L_{AB} \sin 2\pi f_{real}t + \Delta L_{TC} + \Delta L_{DR})(L_{TC} + L_{DR})}{(2K(L_{TC} + L_{DR})^2 - nuKL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t)^2} \end{aligned} \quad (3.25)$$

$$Q_{k\Delta T}(f) = (\overline{Z_2(f)} + Z_1(f)) \arctan \frac{4\pi u L_{AB}(L_{TC} + L_{DR}) \sin 2\pi f_{real}t + 2(L_{TC} + L_{DR})^2}{2\lambda K(L_{TC} + L_{DR})^2 - nuKL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t} \quad (3.26)$$

$$W_{k\Delta T}(f) = 2Z_{k\Delta T}^R T_1 + A_{noise} \quad (3.27)$$

其中  $A_{noise} = Z_1(f)\overline{Z_2(f)}$  为常数,  $T_1$  为常数。

此外, 根据复数性质, 式子 3.26 简化为:

$$Q_{k\Delta T}(f) = 2Z_1^R \arctan \frac{4\pi u L_{AB}(L_{TC} + L_{DR}) \sin 2\pi f_{real}t + 2(L_{TC} + L_{DR})^2}{2\lambda K(L_{TC} + L_{DR})^2 - nuKL_{AB} \sin 2\pi f_{real}t} \quad (3.28)$$

公式 3.25、3.27、3.28 包含了呼吸信息和噪声信息, 分别对上式进行 FFT, 可以得到以下几个不同的频率点, 分别是呼吸频率  $f_{real}$ , 噪声频率  $f_z$ , 呼吸信息和噪声信息混合频率  $f_{real} \pm f_z$ , 每个频率对应的 CSI 相位值为  $Phase_{f_{real}}$ ,  $Phase_{f_z}$ ,  $Phase_{f_{real} \pm f_z}$ 。加入 FFT 的采样点为  $Num$ , 则:

$$\begin{cases} Phase_{f_{real}} = \frac{I_{k\Delta T}(f) \cdot Num}{2} \\ Phase_{f_{real} \pm f_z} = \frac{W_{k\Delta T}(f) \cdot Num}{2} \\ Phase_{f_z} = \frac{Q_{k\Delta T}(f) \cdot Num}{2} \end{cases} \quad (3.29)$$

从以上式子的处理满足呼吸感知边界的条件, 在接下来将给出呼吸感知边界的理论表达式, 然后求解  $L_{breath}$ 。

在实际的实验中, 只有发射设备  $Tx$  在沿着平行于实验者的方向下不断移动, 根据图 3.1, 随着发射设备移动,  $L_{TP}$  增加, 这样使得  $L_{TPR}$  增加, 进而导致呼吸信号信息减弱, 具体分为以下三种情况:

(1) 当  $L_{TP}$  较小的情况下,  $Tx$  距离实验者腹部较近, 呼吸信号远大于噪声信号, 这时可以很明显的检测到实验者的呼吸, 因此认为这种情况在呼吸感知边界内。

(2) 当  $L_{TP}$  一直变大达到一个临界值点的时候,  $Tx$  距离实验者腹部较远, 此时呼吸信号衰减, 这时候认为呼吸信号和噪声信号相当, 因此这种情况下认为是在呼吸感知的边界上。

(3) 当  $L_{TP}$  继续变大超过临界点时, 这时候呼吸信号严重衰减, 这时候认为呼吸信息已经淹没在噪声信息中, 此时已经检测不到呼吸频率, 因此将此种情况认为在呼吸感知边界外。

基于以上的分析, 并且结合式子 3.25, 可以得出:

$$\begin{cases} Phase_{f_{real}} > Phase_{max}, & \text{此时处于呼吸感知边界内} \\ Phase_{f_{real}} = Phase_{max}, & \text{此时处于呼吸感知边界上} \\ Phase_{f_{real}} < Phase_{max}, & \text{此时处于呼吸感知边界外} \end{cases} \quad (3.30)$$

其中  $Phase_{max} = \max \{Phase_{f_z}, Phase_{f_{real}+f_z}\}$ 。

因此, 根据以上分析, 式子 3.1 可表示为:

$$L_{breath} = \max L_{TP}, s. t. Phase_{f_{real}} = Phase_{max} \quad (3.31)$$

如公式 3.31 所示, 通过以上分析和理论推导得出了呼吸感知边界的理论值, 并且在 3.5 小节中也设计了呼吸感知边界系统, 该系统通过实际实验验证了模型的有效性。

### 3.5 系统设计

基于以上理论模型的分析, 本章提出了实际的呼吸感知边界系统。但是实际上, 在边界位置时并不会存在两个相等的最高峰, 该位置的频谱图出现一个最高峰和一个次高峰。因此我们给出实际实验的判定条件, 当呼吸信号和噪声信号的相位强度可以比拟时 (通常视为差值小于 0.1Hz), 则认为该实验人员在呼吸感知边界上。

该系统的主要流程图如图 3.2 所示。将接收机放置在床的位置一侧并且固定, 实验者在床上保持模拟睡眠状态下正常呼吸, 发射机放置在另外一侧。然后发射机从起始位置不断沿着与睡眠者平行的方向不断移动, 在每个位置点都采集相关 CSI 数据, 而且每个位置点都间隔固定的位置 (例如, 该实验设置 10cm), 对于每个固定点采集到的 CSI 数据。

基于以上分析, 下一步对数据处理部分进行详细介绍。该系统包括数据插值, 离群值去除, 子载波选择, 相位偏移误差消除, FFT 四部分, 如图 3.2 所示。首先对原始 CSI 数据进行线性插值处理; 然后通过 CSI 共轭的方法消除相位误差偏移; 其次进行子载波选择算法, 选择出对呼吸感知最敏感的子载波; 然后将最敏感子载波进行 hampel 滤波器滤波, 将其中的一些异常点消除掉; 最后将处理好的 CSI 数据进行 FFT 得到频谱图。

#### (1) 数据插值

在实际实验中, 由于信道的不稳定性, 实验中所采集的数据会有所丢失, 当丢包率一般在 10%以内, 认为该信道是稳定的。因此本小节采用一维线性插值 (利用 N 个数据中位数进行插值) 的方法进行插值, 以获得一致长度的 CSI 数据。

#### (2) 相位偏移消除

由于随机噪声和接收机之间的时钟不同步原因, 原始相位信息存在测量偏差, 不适用于任何检测。为了解决该问题, 本小节通过两个天线的 CSI 共轭计算, 来消除随机相位偏移误差。

对于商用 WiFi, 时钟非同步收发器在每个 CSI 样本中设置时变随机相位偏移。Yu 等人<sup>[51]</sup>以及 Zhu 等人<sup>[52]</sup>已经提出了几种从商用 WiFi 中消除 CSI 相位的解决方案, 相位消除的过程包括消除固定采样频率偏移和消除载波频率偏移。但是这两种 CSI 相位消除的方法都要求

物体移动的距离大于一个波长，而对于呼吸感知实验中，实验者呼吸所引起的胸部或者腹部起伏都小于一个波长，因此以上两种方法不适用。但是由于商用 WiFi 设备中不同的天线共享相同的射频振荡器，所以它们具有相同的随机相位偏移，因此可以利用不同天线 CSI 共轭相乘的方法来消除随机相位偏移，结果如图 3.3 所示。用数学表达式为  $H_{cm}(f) = H_1(f)\overline{H_2(f)}$ ，具体展开如下：

$$\begin{aligned} H_{cm}(f) &= (S_1(f)e^{-j2\pi f\tau_{s1}} + A_1(f)e^{-j2\pi f\tau_{d1}})(S_2(f)e^{j2\pi f\tau_{s2}} + A_2(f)e^{j2\pi f\tau_{d2}}) \\ &= S_1(f)S_2(f)e^{-j2\pi f(\tau_{s1}-\tau_{s2})} + A_1(f)e^{-j2\pi f\tau_{d1}}S_2(f)e^{j2\pi f\tau_{s2}} \\ &\quad + A_2(f)e^{j2\pi f\tau_{d2}}S_1(f)e^{-j2\pi f\tau_{s1}} + A_1(f)A_2e^{-j2\pi f(\tau_{d1}-\tau_{d2})} \end{aligned} \quad (3.32)$$

其中  $H_{cm}(f)$  表示 CM 的输出， $H_1(f)$  表示第一根天线的 CSI， $\overline{H_2(f)}$  表示第二根天线的 CSI 共轭值。

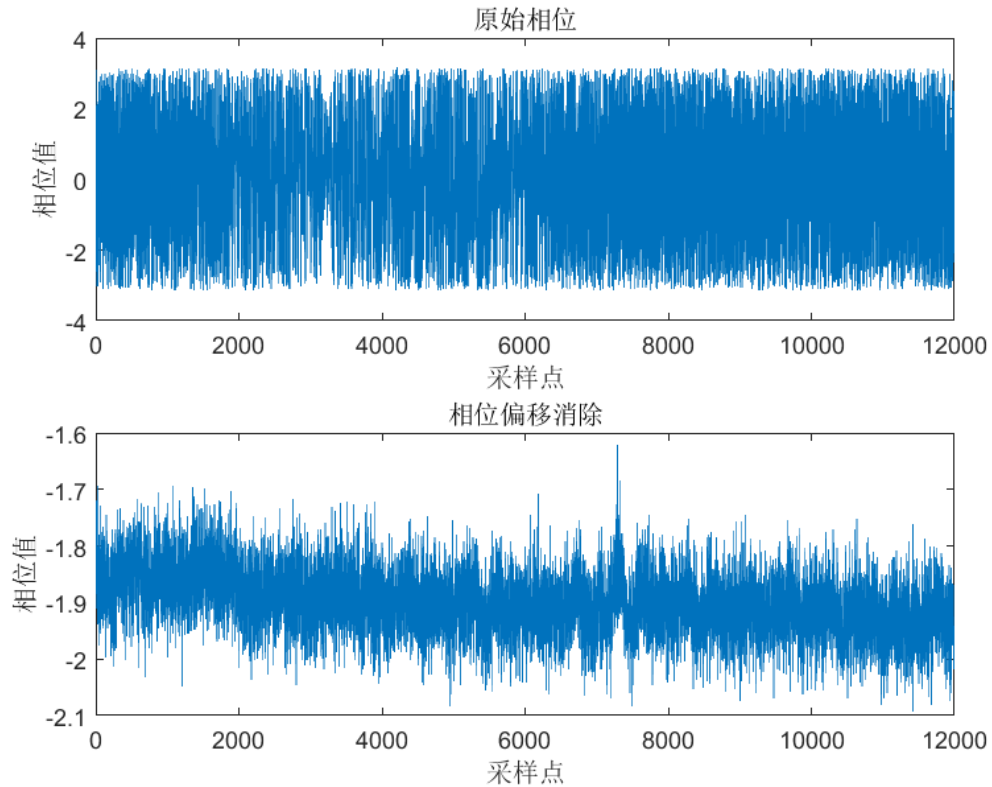


图 3.3 相位偏移消除后示意图

### (3) 子载波选择

考虑到频率具有多样性，不同的子载波对于呼吸所引起的振幅变化有不同的敏感度。图 3.4 给出了从 WiFi CSI 中提取的几个子载波上 CSI 相位随时间的变化。通过实验发现，较高的子载波 CSI 受到呼吸运动的影响比较明显，相比之下较低子载波指数的 CSI 敏感性较低。这是因为不同的子载波，其中心频率和波长都不一样。在此基础上，利用多路径效应，不同

的子载波得到的 CSI 相位信息差异较大, 为了提高实验的准确度, 应该过滤掉那些不敏感的子载波, 选择对呼吸信号敏感的子载波。因此本小节利用 CSI 相位的方差来表示不同子载波的敏感程度, 例如图 3.5 为 30 个子载波的方差, 从中可以看到单位时间窗口内方差较大的子载波对呼吸信号更为敏感。

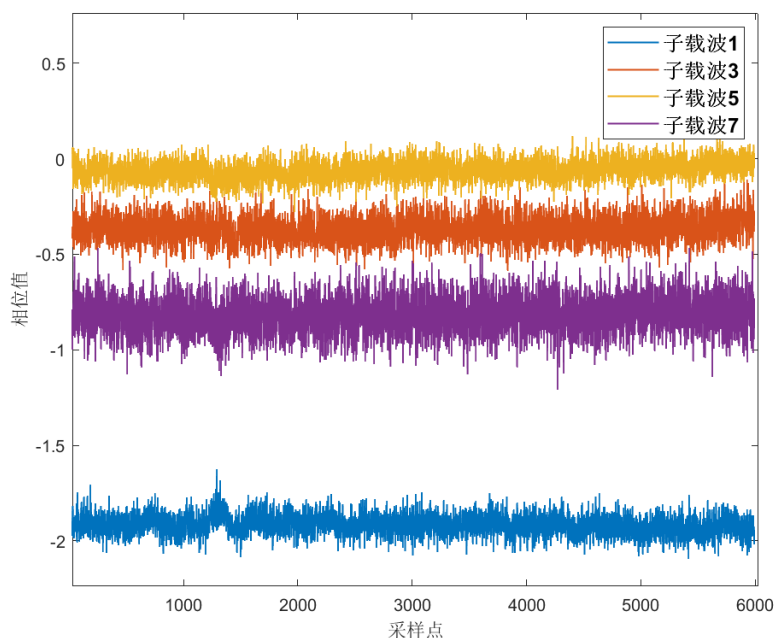


图 3.4 不同子载波的 CSI 序列

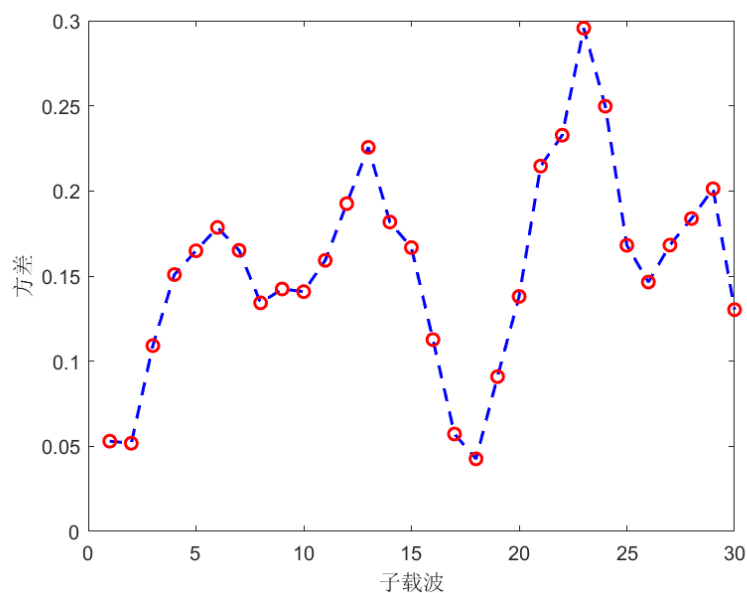


图 3.5 不同子载波的方差

#### (4) 滤波器滤波

上一小节基于方差的方法选择了最佳子载波, 那么接下来利用 Savitzky-Golay 滤波器对复数 CSI 进行平滑。该滤波器是一种数字滤波器, 它在进行平滑操作时不改变原始信号的变



化趋势，进而提高信号识别的精度。具体原理如下：

对于复数 CSI 一个时间窗口内的数据为  $H[i]$ ,  $i = 0, 1, \dots, m$ ,  $i$  的取值为  $m + 1$  个连续的整数值，现构造一个  $n$  阶多项式 ( $n \leq m + 1$ ) 来拟合数据：

$$f(i) = \sum_{k=0}^n b_{nk} i^k + b_{n1} i + b_{n2} i^2 + \dots + b_{nn} i^n \quad (3.33)$$

对原始数据点进行拟合并且计算两者的参数平方和：

$$E = \sum_{i=0}^n (f(i) - H[i])^2 = \sum_{i=0}^m \left( \sum_{k=0}^n b_{nk} i^k - H[i] \right)^2 \quad (3.34)$$

本步骤利用最小二乘法，要达到最佳的拟合效果，就必须使残差的平方和达到最小，也就是  $E$  对系数  $b_{nk}$  求偏导，应为 0，解得：

$$\sum_{i=0}^m H[i] i^r = \sum_{k=0}^n b_{nk} \sum_{i=0}^m i^{k+r} \quad (3.35)$$

窗口内中心点估计值由拟合多项式计算得出，对于后面每个数值，通过不断地移动滑动窗口，反复计算即可。图 3.6 展示了滤波器平滑之后的对比图。

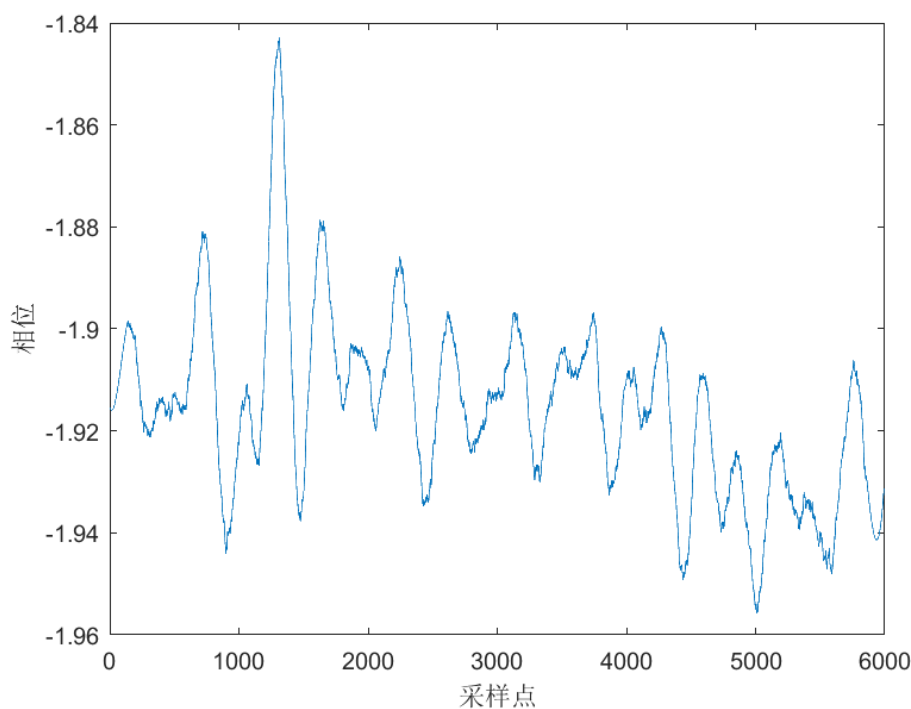


图 3.6 Savitzky-Golay 滤波器平滑后的 CSI 波形

### (5) FFT 得到呼吸频率

经过以上几个步骤的处理，已经去除了大部分环境和硬件等引起的噪声，减少了噪声对呼吸感知的影响，增加了呼吸感知精度的准确度。

虽然可以从时域中得出类正弦波的周期波形，进而可以估计出大致的呼吸频率。但是当实验者离 WiFi 设备太远的情况下，由于噪声信息大于呼吸信息，因此不能得到呼吸的类正弦波形，进而很难估计出呼吸频率，影响实验的准确性。因此，本小节使用 FFT 将时域变换到频域，从微弱的感知信息中提取出呼吸信号，进而估计出频率，结果如图 3.7 所示。同时为了量化实验的准确度，采用了相对误差指标来表示，公式如下：

$$\varepsilon = \frac{|f_{real} - f_{test}|}{f_{real}} \times 100\% \quad (3.36)$$

其中  $f_{real}$  是真实的呼吸频率，由 Neulog 呼吸采集得到， $f_{test}$  是实验结果中的呼吸频率。

图 3.8 表示了 Neulog 呼吸带获得的实验者真实呼吸波形，通过  $f_{real} = \frac{Num}{60} \times 100\%$  计算真实呼吸频率，其中 Num 表示为波峰的数量。图 3.7 表示了 FFT 下呼吸频率，可以发现虽然其他位置也有峰值，但是不如呼吸频率的峰值大，此时呼吸频率结果的相对误差在 5% 左右，因此，该实验可以得到比较准确的呼吸频率。

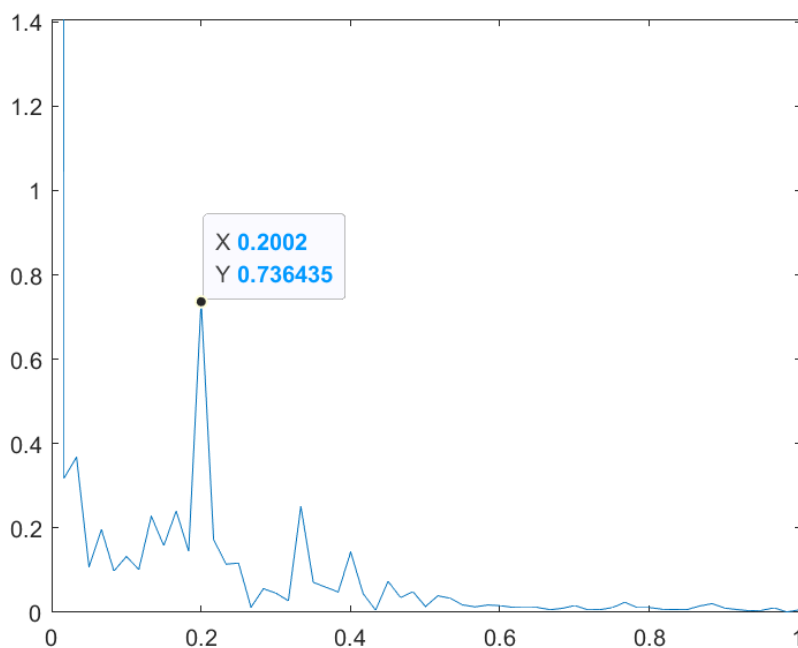


图 3.7 CSI 频谱图

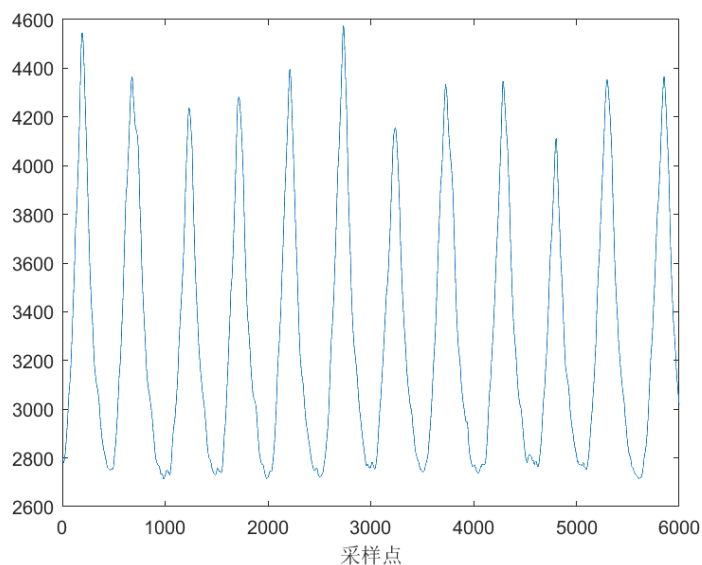


图 3.8 呼吸带获得的真实呼吸

## 3.6 实验结果与分析

### 3.6.1 实验装置和参数设置

#### A. 实验装置设置

本次实验采用了配备 Inter 5300 网卡的 PC 机作为发射机,ThinkPad 笔记本作为接收机,如图 3.9 所示,收发设备分别放在床的两侧。收发设备的无线通信方式采用 Monitor 模式,其工作频率大小为 5.8GHz,发包速率为 100Hz,除此之外,该收发设备在 AP 模式下也可以运行。接收端配备 3 根全向天线,天线间距 3cm (小于无线信号波长 4cm)。接收端里安装 Linux CSI-Tool<sup>[34]</sup>来采集数据,使用 MATLAB 作为实验相关数据处理的软件。实验中真实采集的呼吸率是通过 Neulog 呼吸带测量获得的,使用的设备如图 3.10 所示。

本次实验应用于两个场景,一个是常见的实验室场景,场景布局如图 3.11 (a) 所示,另一个实验场景是家居场景,如图 3.11 (b)。实验中采用 0.5m 高的折叠床,发射设备放在实验者的一侧,接收设备放在实验者的另一侧,而且收发设备和实验者身体距离地面的高度接近,接收设备距离实验者的腹部距离为 1m。



发送设备Tx

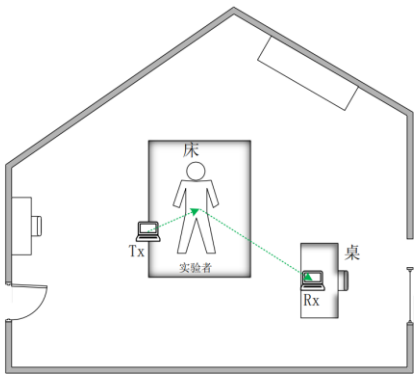


接收设备Rx

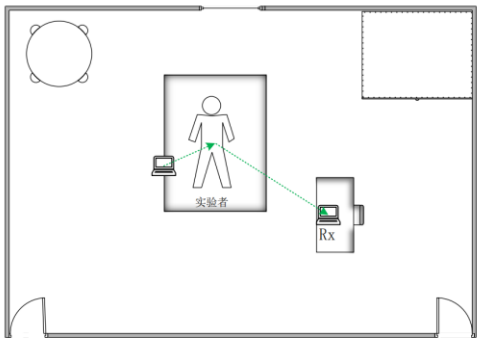
图 3.9 实验所用收发设备示意图



图 3.10 实验中使用的呼吸带



(a) 实验室场景示意图



(b) 家居场景示意图

图 3.11 两种实验场景示意图

B. 参数设置

关于室内无线电传播和呼吸监测场景的主要模拟参数见表 3.1。其中路径损耗因子 $n$ 设置为 3。假设实验者腹部旋转 $\pi$ ，因此 $\theta_A = \pi$ 。将噪声信号在频谱下的峰值设定在 $10^{-5}$ 和 $10^{-4}$

之间，假设实验者在睡眠的状态下是正常的呼吸速率，其大小设置为 0.1Hz 到 0.4Hz 之间。

表 3.1 实验参数

参数	数值
$f_0$	5.8GHz
$n$	3
$\theta_A$	$\pi$
$f_{real}$	0.1Hz-0.4Hz
$\Delta T$	0.01s
$Z$	$10^{-5}$ - $10^{-4}$

3.6.2 实验分析

(1) 家居场景实验结果

在家居的场景下,由于场地的不规则性,实验中接收设备与实验者腹部点距离为 2m-5m,接收机每次移动相同间隔 10cm,然后每次记录 CSI 数据。通过以上过程处理得出实际呼吸感知边界值。其实验结果如图 3.12 所示,可以观察到随着接收设备不断远离实验者,实际的感知距离不断减小。原因解释如下:当接收设备越远时,发射设备应该距离实验者更近以满足公式 3.26 的约束条件。结合实验的结果分析,在于实验场景设置下的仿真结果如图 3.12 所示,通过实验结果和仿真结果图,可以看出两条曲线非常接近,因此证明了实际的边界值和理论的边界值很接近,进而验证了模型推导的有效性。

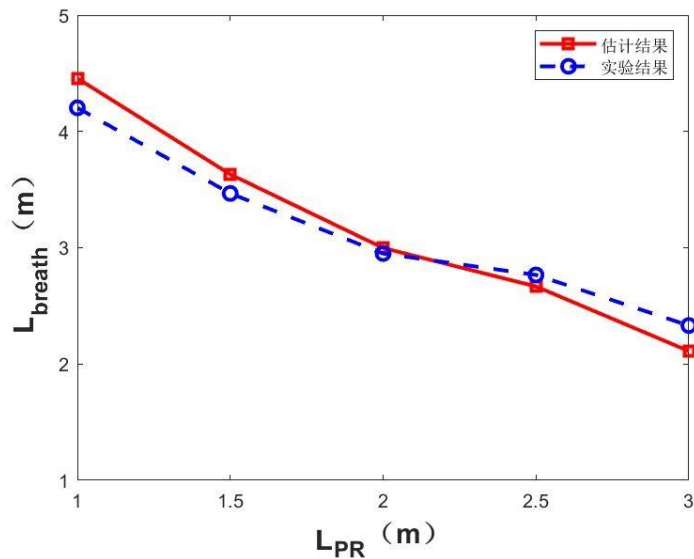


图 3.12 家居场景下呼吸感知边界实际值与理论值的对比

为了研究发射机的边界位置随其与身体腹部垂直距离的变化，根据实验设计在不同垂直距离位置下进行多次实验。这里的垂直距离定义如下：发射机端和通过实验者腹部中心点的线，并且平行于床一侧长边之间的距离。另一方面，水平距离是发射机和通过睡眠者腹部中心点的线路之间的距离，并与床的较短的一侧平行移动。原点位于睡眠者腹部的中心点，实验结果如图 3.13 所示。从图中的每条曲线可以看出，当垂直距离（即发射机的  $y$  轴坐标）减小时，发射机与轨枕之间的水平距离（即发射机的  $x$  轴坐标）增大。

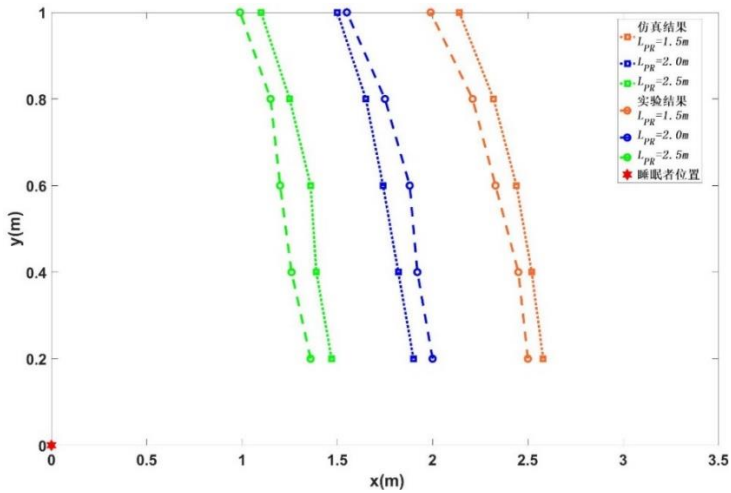


图 3.13 家居场景中 Tx 位置与睡眠者不同的垂直距离

(2) 实验室场景实验结果

在实验室场景下，实际边界感知的实验结果如图 3.14 所示。与图 3.12 相似，可以观察到实际的呼吸感知边界随着接收器远离睡眠者而减小。当接收设备在某一固定位置时，实际的呼吸感知边界与估计的呼吸感知边界结果相差很小，例如图中  $L_{PR} = 1.5m$  时。通过比较实验结果和仿真结果，再次验证该子系统的有效性和正确性。

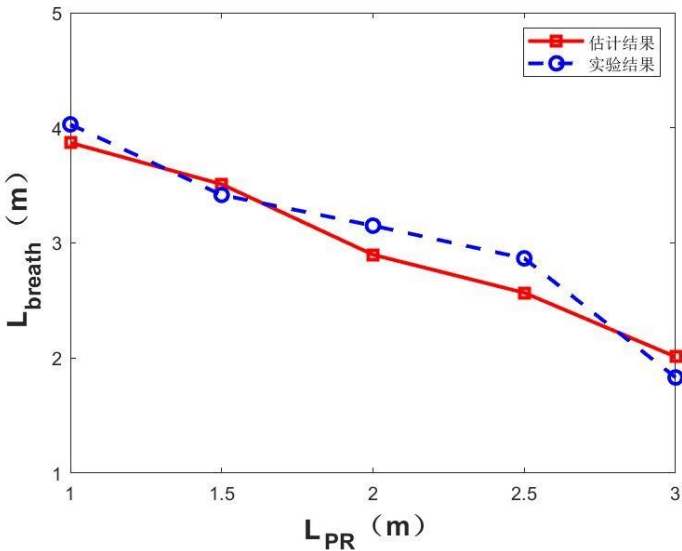


图 3.14 实验室场景下呼吸感知边界实际值与理论值的对比

图 3.15 表示了发射设备的边界位置如何随着其与实验者的垂直距离而变化,与图 3.13 的结果相似。从图 3.15 的每条曲线中也可以看出,当垂直距离减小时,发射器与实验者腹部之间的水平距离增大,其原因是为了保持相同的边界 $L_{TP}$ 。由于每条曲线上的 $L_{PR}$ 都是固定的,接收设备和环境保持不变,那么边界 $L_{TP}$ 应该变化很小。此外,还可以发现在相同的垂直距离下,发射设备与实验者间的水平距离随着接收设备于实验者的距离的减小而增大,这与图 3.14 中的结果相吻合。

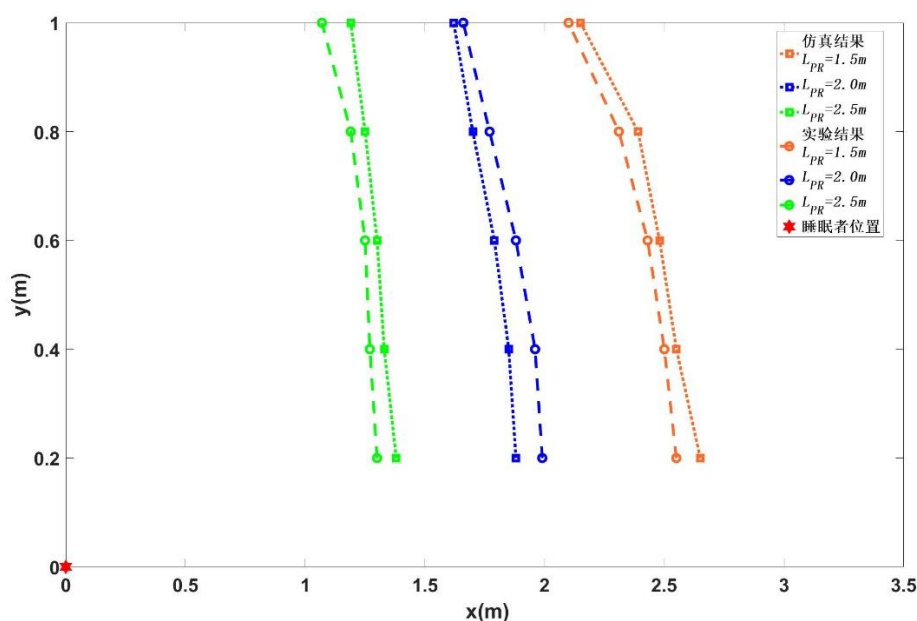


图 3.15 实验室场景中 Tx 位置与睡眠者不同的垂直距离

### 3.7 本章小结

本章节提出了基于 WiFi CSI 的呼吸感知边界模型和对呼吸频率的估计。本章主要采用 CSI 相位信息,通过 CSI 共轭的方法来消除相位偏差。首先是推导出实验者在睡眠状态下对无线信道传输的影响模型,在此基础上利用 CSI 相位信息推导出呼吸感知边界模型,分析出了当实验者距离 WiFi 设备多远的情况下感知不到呼吸。最后建立了呼吸感知频率估计系统,经过大量的实验和不同场景验证了该系统的有效性和鲁棒性。



## 第四章 复杂场景下的呼吸感知边界系统

上一章提出了基于 WiFi 的呼吸频率检测的理论模型设计和解决方法,并且通过大量的实验验证了所提出的模型的有效性。但是考虑到日常生活中,人们在睡眠状态下通常会覆盖一层被子或者毛毯,当存在这些障碍物时,会严重影响到呼吸识别的精度和呼吸检测边界的范围。在本章节开始之前,在实验中首先考虑到睡眠状态下覆盖一层 4kg 左右的被子时,在未进行双天线对线性组合的情况下,当设备距离用户不到两米时,由于信号衰减严重使得呼吸频率的相对误差较大,继续移动设备将会很难精准检测到人类的呼吸信号,不能够满足日常需要。虽然当 WiFi 设备离人体太近时,会使得呼吸频率检测得到提高,但是也会对日常生活带来不便,例如当设备离人体太近时,不仅会限制人的活动,还会使得用户不小心踢到设备而影响呼吸检测。因此,本章节利用新的方法扩展了呼吸感知边界的范围。

### 4.1 系统概述

本章节主要针对更为实际的场景下检测实验者的呼吸频率,所采用的收发设备是商用 WiFi。相对于以往的呼吸频率检测,本章有以下挑战和贡献:

(1) 相较于其他系统,本系统更加考虑现实场景,更贴合于人们的日常实际生活。

(2) 当睡眠状态下存在覆盖物时,WiFi 反射、衍射信号将会更多的衰减,对于呼吸频率的检测更为困难。为解决以上困难,本章节采用了不同天线对组合的方式,以达到增强 CSI 信号的目的,以此来拓展呼吸频率检测的边界。

(3) 在信号增强阶段,由于不同子载波对人体呼吸感知不同,有些子载波的感知较差,因此采用了基于方差的方法选择最佳子载波。

### 4.2 系统结构

本章节对系统的各个模块进行介绍,系统流程模块架构如图 4.1 所示。

(1) 数据采集:在室内部署 WiFi 收发设备,收发设备为配有 Intel 5300 网卡的笔记本电脑和 PC 机,而且收发设备中分别配备三根收发天线。当数据开始采集时,受试者躺在床上进行平稳呼吸,每采集一段时间的信息之后,就终止发送并且移动床的位置,直到到达最远位置检测不到呼吸时,所有数据采集结束。

(2) 信号处理:当睡眠状态下存在覆盖物时,很难检测到呼吸频率,只有当设备离人体



很近的时候才可以检测到呼吸。因此，为了解决这一问题，首先对采集的信号进行信号增强。首先利用方差的方法从两根接收天线上各选择出最佳的子载波，然后利用目标反射能量比（Target-reflected Signal Ratio, TSER）和遗传算法得出对于两个子载波的最佳权重。基于上部分，将对应权重和相应子载波相乘得到组合后的 CSI。然后下一步对新得到的 CSI 利用高斯加权移动平均滤波进行平滑处理。最后对处理后的 CSI 使用峰值检测方法估计出呼吸频率。

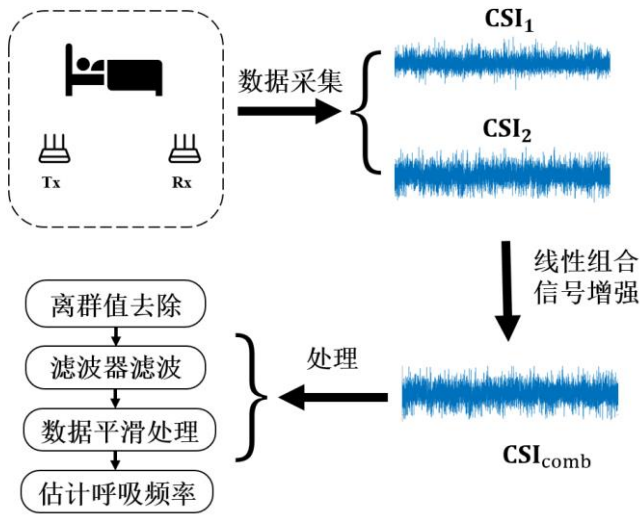


图 4.1 系统模型图

### 4.3 系统设计

#### 4.3.1 信号增强

多输入多输出（Multiple-Input Multiple-Output, MIMO）在无线通信中的广泛应用，以显著获得更高的可靠性和吞吐量。在实际场景中，收发设备中多使用多根收发天线（本章节提出的系统在实验中接收端天线和发射端天线各 3 根）。由实验中给定的天线数，能够在一段时间戳上得到  $M = 3 \times 3 = 9$  组 CSI 读数，由于每个 CSI 有 30 个子载波，因此在一个时间戳上可以得到  $30 \times 9 = 270$  子载波。此外，在这么多子载波中，每个子载波对呼吸感知的敏感度不同，因此可以利用上一章节提出的基于方差的算法，挑选出两组天线对上最优的子载波。

单独的子载波对呼吸感知的敏感度有限，为了增强 CSI 信号的强度和敏感度，本章节利用天线组合的方式增强 CSI 信号，就是将两对不同天线的 CSI 经过线性组合来达到增强信息的效果。但是在实际的实验中，并不能通过简单的加和运算来实现多天线的组合，因为在这种情形下可能达到适得其反的效果。

首先给出 CSI 的无线信道的频率响应，具体表示如下：

$$H(f) = H_s(f) + A(f)e^{-j2\pi f \frac{d(t)}{c}} + Z \quad (4.1)$$

其中,  $H_s(f)$ 表示静态反射路径的静态分量,  $A(f)$ 表示的幅度,  $d(t)$ 表示反射路径,  $Z$ 表示设备噪声以及环境噪声。

这时两个天线上的 CSI 可以用以下式子表示:

$$\begin{cases} H_1(f) = H_{s1}(f) + A_1(f)e^{-j2\pi f \frac{d_1(t)}{c}} + Z_1 \\ H_2(f) = H_{s2}(f) + A_2(f)e^{-j2\pi f \frac{d_2(t)}{c}} + Z_2 \end{cases} \quad (4.2)$$

根据 Wu 等人<sup>[53]</sup>提出的, 当目标移动的距离特别短时 (此时认为呼吸所引起的腹部起伏移动距离很小, 通常在毫秒级), 可以认为两个相邻天线上的目标反射路径长度之间的差值是一个常数。因此, 式 4.2 可表示为:

$$\begin{cases} H_1(f) = H_{s1}(f) + A_1(f)e^{-j2\pi f \frac{d_1(t)}{c}} + Z_1 \\ H_2(f) = H_{s1}(f) + A_1(f)e^{-j2\pi f \frac{d_2(t)-d_1(t)}{c}} e^{-j2\pi f \frac{d_1(t)}{c}} + Z_1 \end{cases} \quad (4.3)$$

根据以上分析, 令  $\Delta d = d_2(t) - d_1(t)$ , 并且  $\Delta d$  为常数, 此时式 4.3 可以简化为:

$$\begin{cases} H_1(f) = H_{s1}(f) + A_1(f)e^{-j2\pi f \frac{d_1(t)}{c}} + Z_1 \\ H_2(f) = H_{s2}(f) + A_2(f)e^{-j2\pi f \frac{d_1(t)}{c}} + Z_2 \end{cases} \quad (4.4)$$

由于本章节实验只考虑两根天线的组合, 因此组合后的 CSI 信号表示为:

$$H_{comb}(f) = (H_{s1}(f) + \omega H_{s2}(f)) + (A_1 + \omega A_2(f))e^{-j2\pi f \frac{d_1(t)}{c}} + (Z_1 + \omega Z_2) \quad (4.5)$$

其中,  $H_{comb}(f)$ 表示所有天线组合后的 CSI,  $A_1(f) + \omega A_2(f)$ 表示复系数,  $\omega$ 表示权重。

为了推导出最优的  $\omega$  值, 此处利用 Zeng 等人<sup>[50]</sup>已经提出的加强信号过程的相反操作, 即通过将两根天线的 CSI 进行破坏性组合, 来寻找最终的最优解。

根据式 4.5 可以得出和呼吸反射信号有关的是  $(A_1 + \omega A_2(f))e^{-j2\pi f \frac{d_1(t)}{c}}$ , 根据 Zeng 等人<sup>[50]</sup>提出的方法, 将  $A_1 + \omega A_2(f) = 0$ , 这样就可以得出  $\omega = -\frac{A_1(f)}{A_2(f)}$ 。

接下来为求出最优的复系数  $\omega$ , 将其归结为一个优化问题。为了提高求解的速度以及简化求解的复杂度, 利用遗传算法实现了一个新的复数线性规划模型, 最终得到了最优的解。在求解这个优化问题的过程中, 采用遗传算法不断的更新和迭代。通过大量实验发现, 该方法可以有效提高运算效率而且收敛速度更快。遗传算法是一种元启发式算法, 它是从生物界进化规律中吸取进化而来, 进行随机搜索的算法, 其最大的特征就是直接作用于对象操作, 将适应度作为函数值, 衡量结果优劣度, 计算过程没有对函数连续性进行限制, 也没有对目标函数值进行求导和求微分, 显示出计算上的优势, 又具有全局寻优的能力。另外遗传算法还是一种以概率为基础, 使计算过程较为灵活多用, 其他参数的影响不大。

求解最佳的复系数 $\omega$ ，具体的优化过程由以下几个步骤组成，具体如下。

步骤 1：计算目标反射信号能量比（Target-reflected Signal Energy Ratio, TSER）。详细计算步骤如下：（1）对时间窗内的 CSI 进行 FFT 操作，将时域的 CSI 转换到频域的 CSI；（2）计算每个时间窗内的 CSI 幅度信号能量以及所有窗口内的 CSI 幅度信号能量和，并且计算出与之对应的百分比；（3）设置实验所需要的频率范围，例如呼吸频率为 0.1-0.4Hz，将所示频率范围内的百分比进行加和运算。

步骤 2：在求解 TSER 最小化的情况下，寻求一个最优化的复系数 $\omega$ 。所以在此处找出 TSER 的最小值。为了解决这个难题，采用了遗传算法，以便找出 TSER 的最小值。在遗传算法的输入输出中，输入的是两根天线上的 CSI 的时间序列，输出的结果是最优的复系数 $\omega$ 。遗传算法的具体操作如下：（1）初始化遗传算法的参数值。随机生成数量为偶数的随机数（本实验是随机生成了 40 个随机数）。（2）确定适应度指标函数。此处定义的适应度函数是用来衡量上一步提出的目标发射信号能量比，然后根据每个随机数来计算每个 CSI 的目标反射信号能量比，当这个值达到最小的时候，便认为此时的复系数 $\omega$ 就是最优的。（3）不断迭代和更换选择。根据物竞天择的思想，留下最优的一半 TSER 所对应的随机数，舍弃其余的 TSER 所对应的随机数。（4）将数值进行变异和交叉。交叉和变异的思想是通过变换随机数或者混合随机数产生新的后代，即生成新的随机数。将上一步骤保留一半的数字，并将它们的值在正负 0.1 的区间内进行随机变化，然后将变化后的新数字和原有数字加入到一个新数组中，从而得到了一个新的、有所变化的随机数组。（5）条件终止。当每次更新随机数时，如果新生成的 TSER 的变化区间不低于某一阈值时，就执行跳转（3），反之则停止操作，输出最后数值 $\omega$ 。

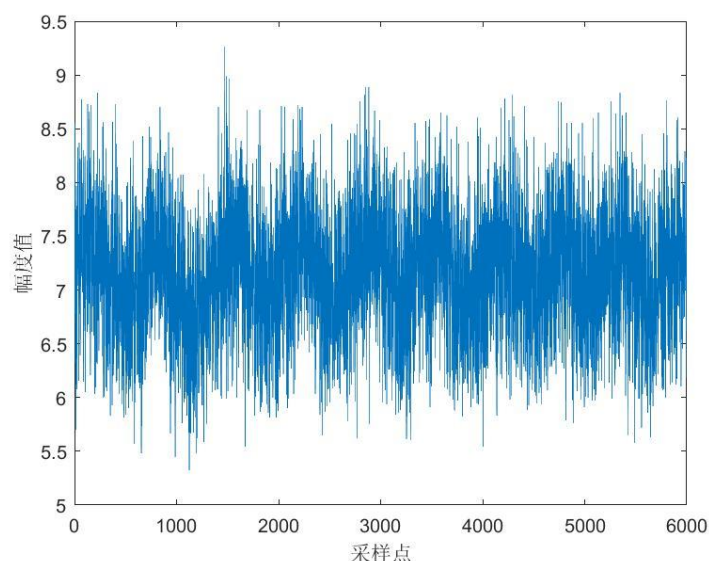


图 4.2 组合后的 CSI 信号的波形

经过以上步骤的不断循环，最后程序终止得到最优的一个随机数，这时候认为它是最优的复系数权重 $\omega$ ，最后带入到公式 4.5 得到组合后的 CSI。组合后的增强 CSI 的幅度信息结果如图 4.2 所示。

### 4.3.2 离群值去除

为降低真实环境中原始 CSI 数据中的噪声以提高其可靠性，通常需要去除数据的异常值。这些异常值通常可能来自于环境相关变化、无线电干扰，硬件设备等多种因素。因此，采用一种有效的方法来过滤掉与其他相邻 CSI 测量值具有显著不同的异常值。本小节采用 Hampel 滤波器对采样 CSI 数据进行处理，过滤掉与其他相邻 CSI 测量值具有显著不同的异常值，提高其可靠性。具体来说，本小节采用带时间窗口的 Hampel 滤波器去除离群值，处理结果如图 4.3 所示。

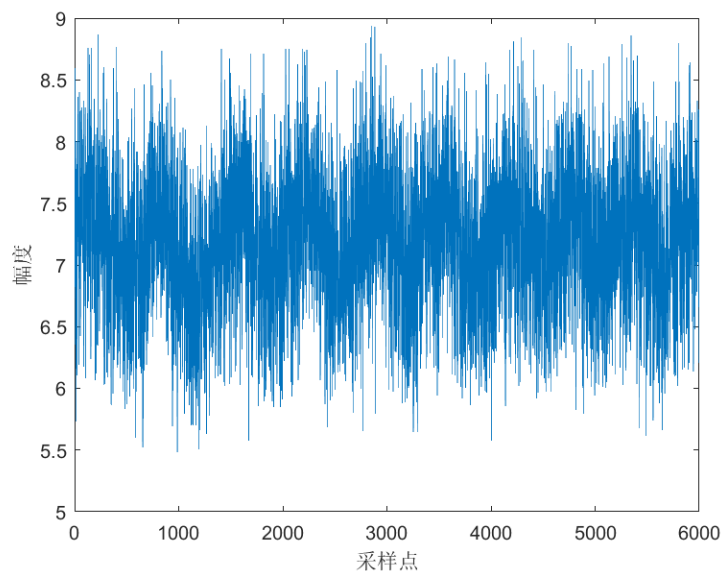


图 4.3 CSI 序列异常值滤除前后对比

Hampel 滤波器对于每个子载波的 CSI 序列 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ ，将它的离群值作为一个数据点进行定位，该数据点与中值的绝对差大于预先确定的阈值，定义如下：

$$\begin{cases} |x_i - x^*| > t \cdot M, & \text{异常值} \\ |x_i - x^*| \leq t \cdot M, & \text{正常测量值} \end{cases} \quad (4.6)$$

其中  $i$  在 1 到  $N$  的取值范围内， $x^*$  表示具有  $N$  长度的数据序列样本的中值。 $t$  为标量阈值， $M$  为中值绝对偏差 (Median Absolute Deviation, MAD) 估计值，其定义如下：

$$M = 1.4286 * \text{median}\{|x_i - x^*|\} \quad (4.7)$$

其中，常量值 1.4286 的作用是保证了  $M$  的期望值等于正态分布数据的标准差。

在对 CSI 信号进行处理之后,可以进一步应用带通滤波器来消除不太可能由呼吸引起的高频噪声。这是因为相应的微小运动通常出现在一个固定的频率范围内,因此通过带通滤波器可以进一步提高信号的质量。

### 4.3.3 滤波器滤波

前面章节采用已有的方法进行了信号增强,通过双天线 CSI 的权值组合方式形成了新的 CSI,并且进行了离群值去除的处理。

在本节中利用带通滤波器对新的 CSI 时间序列进行平滑处理。带通滤波器就是让特定范围的频率通过,滤除掉其他频率的信号。例如,呼吸频率大概在 0.1-0.4Hz 之间,可以通过带通滤波器允许该呼吸频段的信号通过,过滤设备自身噪声以及环境噪声信息。另外,理想情况下,带通滤波器应该有一个完全平坦的通带,在通带内不放大或衰减任何频率,而在通带外所有频率都应该被完全衰减。这种方法可以过滤设备和环境噪声信息,并提高信号的质量。

这里采用窗函数来表示带通滤波器,具体如下:

(1) 带通滤波器首先选择一个合适的窗函数(例如汉明窗),然后给出合适的窗口长度和截止频率。例如呼吸频率的范围为 0.1-0.4Hz。带通截止频率范围为  $(\omega_p, \omega_u)$  的带通滤波器定义如下:

$$H_d(e^{j\omega}) = \begin{cases} e^{-j\alpha\omega} & \omega_p \leq |\omega| \leq \omega_u \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4.8)$$

(2) 通过对滤波频域上的传输函数傅里叶逆变换,可以得到时域单位上的脉冲响应:

$$h_d(n) = \frac{\sin[\omega_u(n-\alpha)]}{\pi(n-\alpha)} - \frac{\sin[\omega_p(n-\alpha)]}{\pi(n-\alpha)} \quad (4.9)$$

其中,令  $\alpha = \frac{N-1}{2}$ ,用窗函数截取  $h_d(n)$ ,得到近似 FIR 滤波器  $h(n)$ ,表示如下:

$$h(n) = h_d(n) \cdot w(n) \quad (4.10)$$

(3) 最后,通过调整窗口长度等参数,进一步优化带通滤波器的性能。

根据以上分析,带通滤波器需要的参数主要包括窗函数类型,窗函数长度以及带通范围。其中窗函数长度的选择需要综合考虑信号频率的分辨率和时间分辨率等因素。图 4.4 展示了经带通滤波器平滑处理后的示意图,可以看到通过带通滤波器处理后的信号更加平滑,并且噪声得到了有效地过滤。

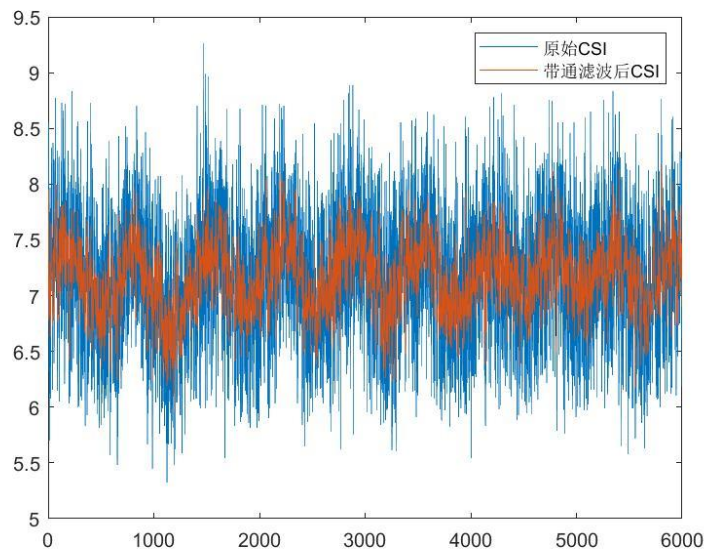


图 4.4 滤波器滤波后的 CSI 波形

#### 4.3.4 数据平滑处理

当进行完滤波器滤波后,处理得到的 CSI 仍然存在很多毛刺(通常是由于噪声引起的)。为了消除这些毛刺,接下来一步进行数据平滑的处理,由于高斯函数的傅里叶变换仍然是高斯函数,因此在频域内,高斯函数可以视为一种平滑性能良好的低通滤波器。这是因为高斯函数具有较快的幅度衰减和较小的相位失真,对于消除高斯噪声非常有效。因此,在信号处理中,经常使用高斯滤波器进行平滑处理,以便消除噪声并提高信号质量。本小节采用线性滤波器——高斯加权移动平均滤波对数据进行平滑处理。在这种方法中,采用带有高斯窗口的移动平均滤波器来进一步消除 CSI 信号中包含的白噪声。高斯窗口的大小通常经验设置为 20,可以根据实际需要进行调整。高斯滤波函数一维高斯分布如下:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (4.11)$$

其中 $\sigma$ 是高斯函数的标准差,决定了高斯滤波器的平滑程度。

相对于移动平均值对数据进行平滑处理,高斯滤波在计算每个采样点的权重时会考虑其与中心点之间的距离,给予不同的权重。通常情况下,中心点的权重最大,随着距离逐渐增加,权重值逐渐减小。这种权重分配方式可以更好地消除噪声和毛刺,并进一步提高信号质量。图 4.5 展示了对高斯滤波输出的 CSI 信号,可以看出通过高斯加权移动平均滤波后的 CSI 信号更加平滑。经过处理后的 CSI 信号可以用于识别呼吸波形的振幅变化。这种方法可以有效地消除噪声和毛刺,提高信号的可读性和准确性。



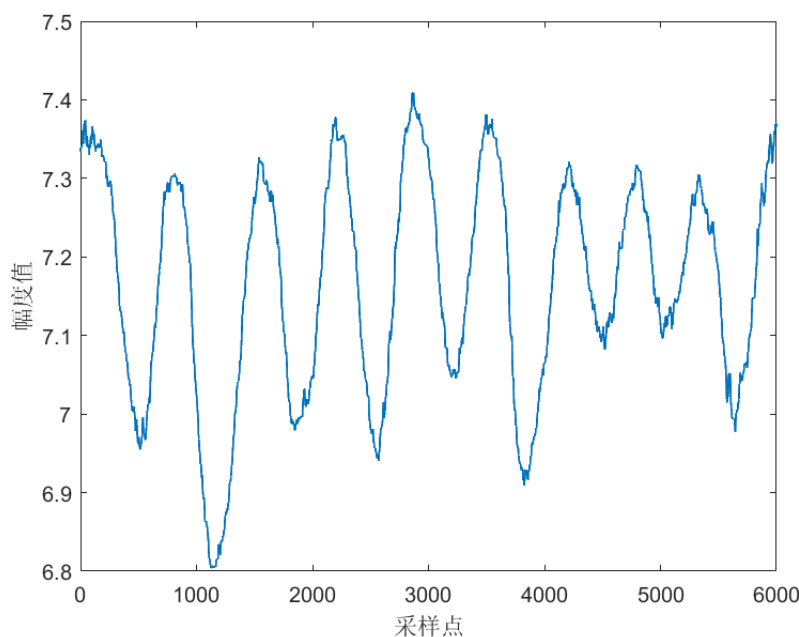


图 4.5 数据平滑后的 CSI 波形

### 4.3.5 呼吸速率估计

由于呼吸是由吸气和呼气引起的腹部起伏，因此呼吸所引起的 CSI 值的波动是周期性变化，从图 4.5 中可以观测到所选子载波随着时间呈现出周期性变化，类似于正弦波。因此，可以通过计算正弦 CSI 振幅之间的峰间时间间隔来识别呼吸周期，并从中推断出呼吸频率。具体而言，可以通过测量正弦 CSI 振幅的峰-峰间隔来计算呼吸周期，然后根据呼吸周期来计算呼吸频率。

局部峰值计算是一种常见的峰值检测方法，通常情况下将一个数据样本与相邻两个数据样本进行比较，如果该数据样本大于相邻两个数据样本，则将其视为峰值。但是，在实际应用中，由于 CSI 测量值可能会出现噪声或不规则性，这种常见的峰值检测存在误差较大的问题，即容易产生假峰，从而导致实验结果过于高估。

因此，为了减少假峰的影响，可以采用基于局部最大值的峰值检测方法。该方法通过在一段时间内寻找局部最大值来确定峰值，同时限制相邻最大值之间的最小距离，以确保识别到的峰值具有实际意义。由于该方法可以有效地消除噪声和假峰的影响，因此在实践中得到了广泛应用。

具体来说，为了去除彼此之间太接近的峰值，采用最大可接受间隔 $\sigma_{mpd}$ 作为阈值，并将其设置为对应于最大可能呼吸频率的最大可接受间隔。一般情况下，成人的呼吸频率在 10-24

次/分钟之间。因此，可以选择 $\sigma_{mpd} = \frac{60 \cdot f}{30}$ 个样本作为最大可接受间隔，其中 $f$ 是对应于 WiFi 数据包传输率的 CSI 测量值的采样率。此外，为了进一步排除假峰的影响，可以通过与以峰值为中心的验证窗口内的多个数据样本进行比较来确认已识别的峰值。只有当一个峰值的值大于验证窗口内所有数据样本的值时，才会保持该峰值被识别的状态。最后，在验证实验的有效性方面，可以使用相对误差这一度量值进行评估和验证。

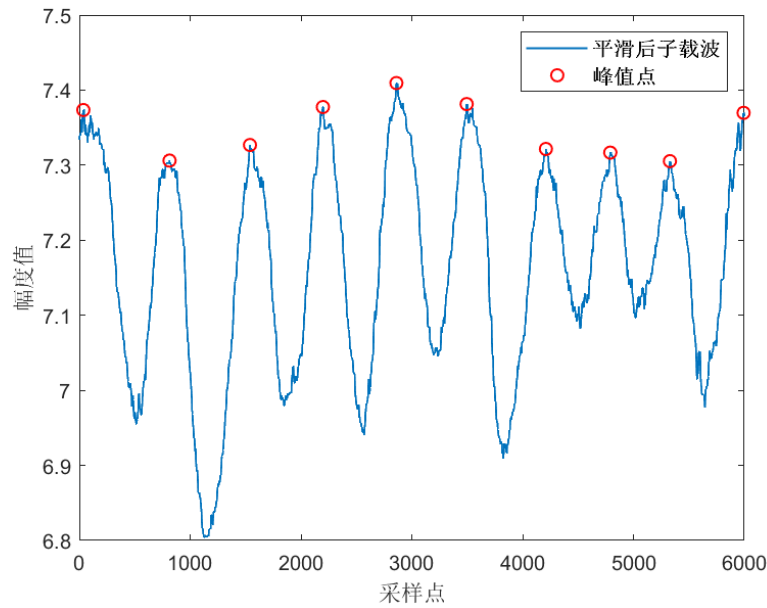


图 4.6 假峰去除的例子

4.4 实验评估

4.4.1 参数设置

表 4.1 实验参数

参数	数值
$f_0$	5.8GHz
n	3
$f_{real}$	0.1Hz-0.4Hz
$\Delta T$	0.01s
$f_{sample}$	100Hz

表 4.1 列出了在复杂室内场景下进行呼吸感知实验的主要参数。其中该实验是在 5.8GHz 的频段下进行采集数据，路径损耗因子 $n$ 设置为 3，假设实验中实验者在正常状态下的呼吸，



因此将呼吸频率区间大小设置为 0.1Hz-0.4Hz。实验数据包的采样频率为 100Hz，即 1s 的时间内可以发送 100 个数据包，间隔时间 $\Delta T = 0.01s$ 。

4.4.2 实验设置

本次实验采用 mini PC 机作为发送设备，ThinkPad 笔记本作为接收设备，并且配备了 Intel 5300 无线网卡。数据采集时采用的无线通信方式为 Monitor 模式，并且接收设备为了采集数据安装 Linux CSI Tool。接收设备和发送设备均采用三根全向天线，天线之间的间距约为 3cm。本次实验的处理采用的软件是 MATLAB。

本次实验也是应用于两个场景，如图 4.7 所示。但是人在睡眠状态下时身体上覆盖棉被（棉被重量大概在 4kg 左右），如图 4.8 所示。此外，此次实验采集了四种不同姿势下的呼吸感知，即仰卧、俯卧、左侧卧和右侧卧。实验中使用的是 0.5m 左右高度的折叠床，而且收发设备的高度与床的高低几乎一致。

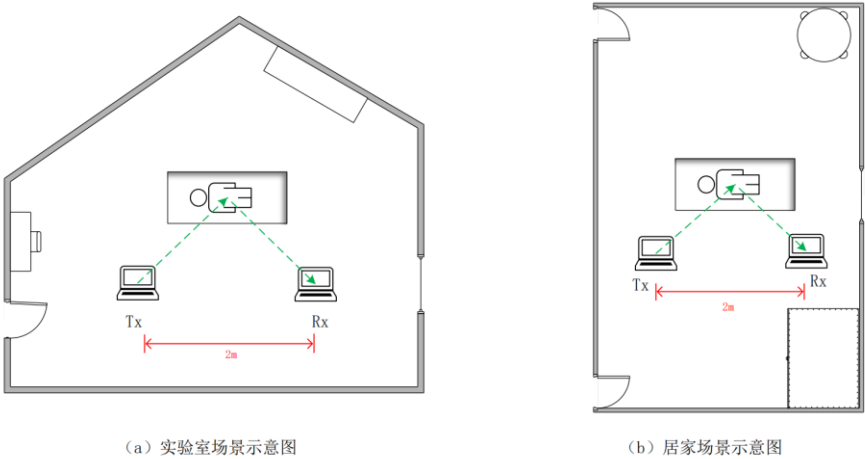


图 4.7 两种实验场景图



图 4.8 居家实验场景图

### 4.4.3 实验评估

本小节采用相对误差指标来衡量实验结果的准确度，公式如下

$$\varepsilon = \frac{|f_{real} - f_{test}|}{f_{real}} \times 100\% \quad (4.12)$$

其中 $f_{real}$ 是真实的呼吸频率，通过 Neulog 呼吸带获得， $f_{test}$ 是实验结果中的呼吸频率。

#### A、不同场景的影响

考虑到不同场景会对本章提出的系统产生影响，因此在两个实验场景分别进行了实验，其中一个实验室场景（如图 4.7（a）所示），另外一个家居环境（如图 4.7（b）所示），实验结果如图 4.9 所示。可以看出，无论在何种场景下的实验结果，呼吸频率的相对误差相差不大，控制在 5% 左右，因此该系统不受环境的影响。

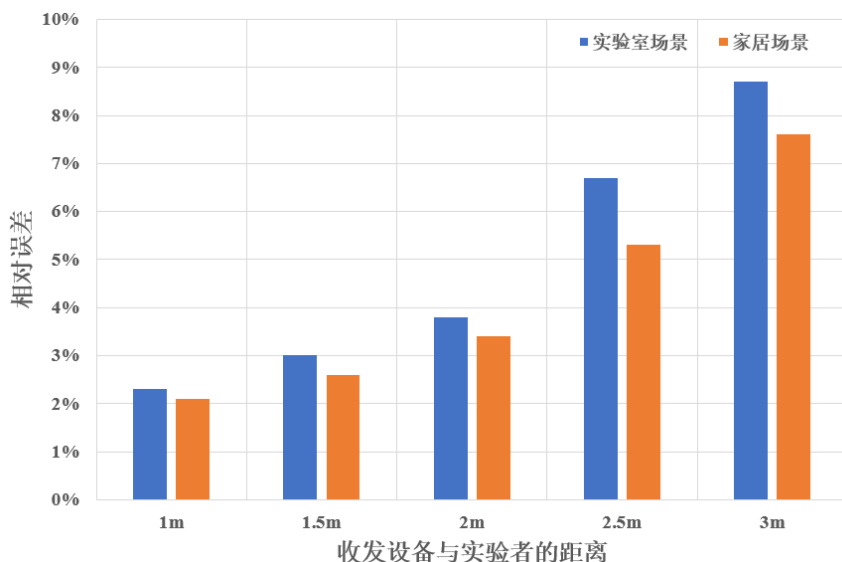


图 4.9 不同场景对呼吸感知边界的影响

#### B、睡眠朝向的影响

考虑到现实生活中睡眠状态下不同朝向也会对呼吸感知造成影响，实验中采用了四种睡眠姿势（仰卧、俯卧、左侧卧、右侧卧），如图 4.10 所示。而且也评估了四种姿势分别在 0.5m、1m 以及 1.5m 下的呼吸频率相对误差，结果如图 4.11。可以发现，仰卧情况下的相对误差较小，其他三种情况下的相对误差随着距离的增大幅度升高。具体原因解释如下：当俯卧的状态下时，腹部起伏在背面起伏很小，会受到一定的影响。当右侧卧（面向收发设备）和左侧卧（背向收发设备）的状态下时，由于身体腹部的旋转导致身体对腹部的起伏有遮挡，此时反射信号强度较小，而噪声信号并不会因为睡眠姿势而变化，因此，三种姿态下的呼吸频率相对误差较大。此外，随着收发距离实验者越来越远，呼吸频率的相对误差也越来越大，这是由于随着距离增大，信号衰减也越严重。



图 4.10 四种睡眠姿势示意图

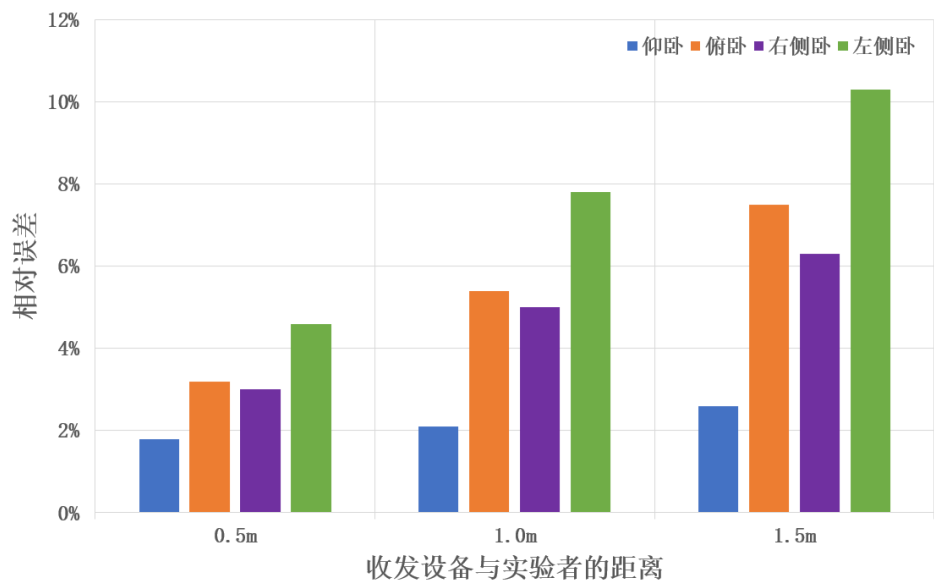


图 4.11 不同朝向对呼吸感知边界的影响

C、收发设备距离的影响

由于收发设备之间的距离不同，对呼吸感知的边界也会存在影响。因此在图 4.12 中绘制了收发设备在 1-3 米情况下的呼吸感知边界。从该图中可以发现，当收发设备之间的距离增加时，呼吸感知边界也在减小。这是因为当收发设备的距离增加时，会使得信号在传播的路径中衰减，因此呼吸频率的相对误差也越来越大。

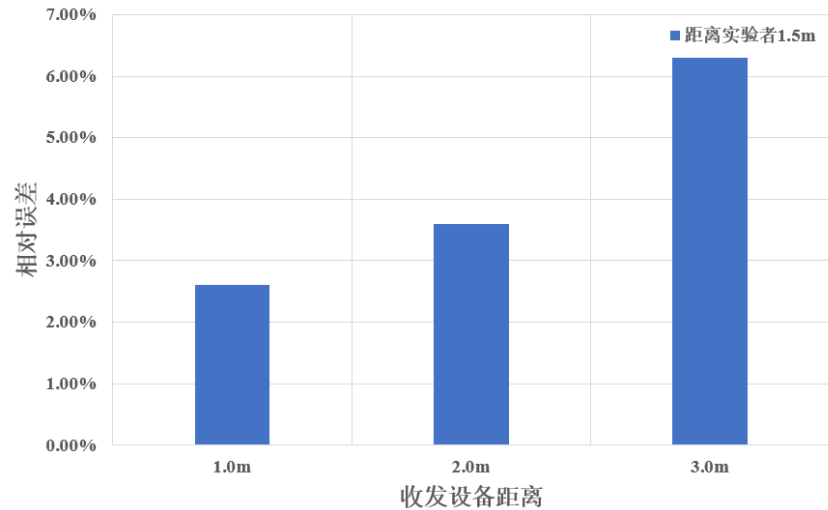


图 4.12 收发设备不同距离对呼吸感知边界的影响

D、不同实验者的影响

为了进一步验证本系统的鲁棒性，本系统还考虑到了实验者差异性的影响。分别招募了不同的实验者（身高和体型均不同）进行实验，同时分别测试了不同实验者距离收发设备 1m 和 1.5m 的情况下，结果如图 4.13 所示。可以发现，不同的实验者对呼吸感知边界的影响很小，都控制在 3%以内。

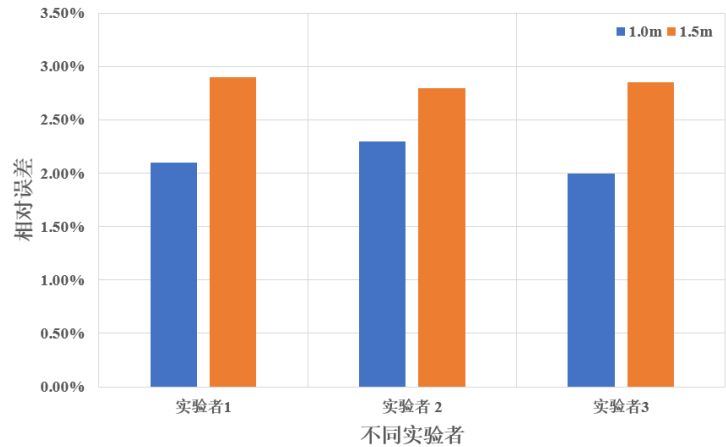


图 4.13 不同实验者对呼吸感知边界的影响

4.5 本章小结

本章节在基于上一章的呼吸感知边界模型的基础上，对呼吸感知场景进行了更加实际化的考虑，即考虑实验者在覆盖一层被子的情况下的呼吸感知边界。为了扩充呼吸感知范围，本文应用了多种信号增强和降噪技术，并利用遗传算法得到最优的随机数 $\omega$ 来提高信号质量。接着，通过采用多种滤波器对组合后的 CSI 信号进行降噪平滑处理，以提高呼吸信号的清晰度和稳定性。最后，采用了峰值估计的方法估计出呼吸速率。

这些方法的综合应用,可以大大提高基于 CSI 的呼吸感知系统在复杂环境下的性能表现,特别是对于实际场景中存在被子等覆盖物的影响,提高了呼吸监测的灵敏度和准确性。此外,利用遗传算法、多种滤波器等方法,也有助于进一步拓展呼吸感知范围,并提高呼吸信号的质量和可靠性。因此,这些技术的应用可以为基于 CSI 的呼吸感知技术的发展和推广提供实际依据和支持。

## 第五章 总结与展望

随着万物互联的时代的到来,传感器的技术得到了迅速发展,但是传感器本身存在不便利性和可能存在侵犯隐私的问题。因此基于射频的技术成为一种重要的替代方案。随着这种技术的不断发展和研究,它不仅可以应用在粗粒度的感知,例如人员识别、跌倒检测等,还可以应用在细粒度的感知,例如呼吸感知,心跳检测等。

基于射频技术的优势在于其非接触、无线化和低成本等特点,使得其在医疗保健、居家养老、智能家居等领域得到广泛应用。例如,在呼吸感知方面,基于射频技术可以通过分析反射信号中的微小变化来实现高精度的呼吸监测,而无需使用任何传感器或设备,提高了测量的便捷性和隐私性。

在此基础之上,本文首先介绍了目前基于传感器和基于射频技术的研究现状以及各自的优缺点,其中着重介绍了基于 WiFi 的 RSSI 和 CSI 的原理和相关感知工作。随后,本文提出了两个基于商用 WiFi 的呼吸感知边界系统。具体的主要工作如下:

(1) 介绍了目前感知技术的研究现状,主要介绍关于传感器,RFID,UWB,WiFi 等感知技术一些相关工作,并且提出了现存技术的优缺点。

(2) 本文提出了基于 CSI 的呼吸感知边界系统,此系统主要采用 CSI 相位信息来实现非接触式的高精度呼吸监测。本文首先分析了人体呼吸所引起腹部或者胸部的起伏对于 WiFi 无线信道影响,建立相应的无线信道模型,在此基础之上推导出呼吸感知边界模型,该模型揭示了呼吸检测性与收发装置位置之间的关系,为后续的实验和设计提供了重要参考。

同时,本文在实际场景中构建了测试平台,通过大量实验验证了所提出的呼吸感知边界系统的有效性和可靠性。实验结果表明该系统具有良好的适应性和稳定性。这为基于 CSI 的呼吸感知技术的应用和推广提供了实际依据和支持。

(3) 考虑到更为实际的场景,比如人们为了预防着凉,在睡眠状态下通常会覆盖一层被子或者毛毯。在覆盖物的影响下,会导致呼吸检测的效果大打折扣。因此,采用了新的方法将呼吸感知频率的边界进一步扩展。本文首先采用遗传算法求出最优系数 $\omega$ ,进而通过组合 CSI 方式实现信号增强。然后采用多种滤波器对组合 CSI 进行降噪平滑处理,提高呼吸信号的清晰度和稳定性,最后峰值估计的方法估计出呼吸速率,为后续的分析提供有力支持。

确实,本文在研究呼吸感知技术时存在一些不足之处。特别是在处理不稳定的呼吸时,未能给出深入的分析和解决方案。此外,在构建无线信道模型时只考虑了单一路径的影响,忽略了多路径效应对呼吸感知的影响。另外,当有其他人员在场时,可能会干扰到呼吸检测

结果，这也需要进一步的探索和研究。

为了更好地解决上述问题，未来的研究可以从以下两个方面入手：

（1）探索不稳定呼吸的处理方法：针对不稳定呼吸的情况，可以结合相关算法，例如机器学习算法，进一步提高呼吸监测的准确度和稳定性。

（2）考虑多路径效应和干扰因素：在构建无线信道模型时，可以考虑多路径效应对呼吸感知的影响，并采用适当的处理方法进行补偿。同时，在实际场景中，需要充分考虑其他人员、设备等因素对呼吸检测的干扰，并以此为基础设计相应的算法和系统。

## 参考文献

- [1] Dinculescu A, Vizitiu C, Văleanu V. Combined thermal infrared and visual spectrum imaging novel methodology for astronauts' psychophysiological assessment. Verification for respiration rate determination[C]//2017 E-Health and Bioengineering Conference (EHB). IEEE, 2017: 73-76.
- [2] Soriano J B, Kendrick P J, Paulson K R, et al. Prevalence and attributable health burden of chronic respiratory diseases, 1990–2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017[J]. The Lancet Respiratory Medicine, 2020, 8(6): 585-596.
- [3] Charlton P H, Birrenkott D A, Bonnici T, et al. Breathing rate estimation from the electrocardiogram and photoplethysmogram: A review[J]. IEEE reviews in biomedical engineering, 2017, 11: 2-20.
- [4] Valipour A, Abbasi-Kesbi R. A heartbeat and respiration rate sensor based on phonocardiogram for healthcare applications[C]//2017 Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). IEEE, 2017: 45-48.
- [5] McGillis W R, Langdon C, Williams A J, et al. O2-MAVS: An instrument for measuring oxygen flux[C]//Oceans, Mts/ieee Biloxi-marine Technology for Our Future: Global & Local Challenges. IEEE, 2009:1-9.
- [6] Mateu-Mateus M, Guede-Fernandez F, Angel Garcia-Gonzalez M, et al. Camera-based method for respiratory rhythm extraction from a lateral perspective[J]. IEEE access, 2020, 8: 154924-154939.
- [7] Wang Y, Hu M, Zhou Y, et al. Unobtrusive and automatic classification of multiple people's abnormal respiratory patterns in real time using deep neural network and depth camera[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(9): 8559-8571.
- [8] Liu W, Chang S, Li F, et al. Contactless Breathing Airflow Detection on Smartphone[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022. 10( 4): 3428-3439.
- [9] Praktika T O, Pramudita A A, Wahyu Y. Design of Vivaldi antenna for UWB respiration radar[C]//2019 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIAC). IEEE, 2019: 11-16.
- [10] Li G, Ge Y, Wang Y, et al. Detection of human breathing in non-line-of-sight region by using mmWave FMCW radar[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-11.
- [11] López M J, Palacios C, Romeu J, et al. In-Cabin MIMO Radar System for Human Dysfunctional Breathing Detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(24): 23906-23914.
- [12] Panunzio N, Marrocco G. RFID-based Respiration Monitoring using Temperature Sensing[C]//2022 IEEE 12th International Conference on RFID Technology and Applications (RFID-TA). IEEE, 2022: 117-120.
- [13] Abdelnasser H, Youssef M, Harras K A. Wigest: A ubiquitous wifi-based gesture recognition system[C]//2015 IEEE conference on computer communications (INFOCOM). IEEE, 2015: 1472-1480.
- [14] Turetta C, Demrozi F, Kindt P H, et al. Practical identity recognition using wifi's channel state information[C]//2022 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE). IEEE, 2022: 76-79.
- [15] Guo Z, Yuan W, Gui L, et al. BreatheBand: A Fine-grained and Robust Respiration Monitor System using WiFi Signals[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2023.
- [16] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]//Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on computer communications. Nineteenth annual joint conference of the IEEE computer and communications societies (Cat. No. 00CH37064). IEEE, 2000, 2: 775-784.
- [17] Madhav A, Akhil K M. RSSI based Localization and Evaluation using Support Vector Machine[C]//2022 4th International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA). IEEE, 2022: 509-515.
- [18] Onykienko Y, Popovych P, Yaroshenko R, et al. Using RSSI Data for LoRa Network Path Loss Modeling[C]//2022 IEEE 41st International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO). IEEE, 2022: 576-580.
- [19] Seifeldin M, Saeed A, Kosba A E, et al. Nuzzer: A Large-Scale Device-Free Passive Localization System for Wireless Environments[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 12(7):1321-1334.



- [20] Youssef M, Mah M. Challenges: device-free passive localization for wireless environments[J]. ACM, 2007: 222-229.
- [21] Sigg S, Blanke U, Troster G. The telepathic phone: Frictionless activity recognition from WiFi-RSSI[C]// IEEE International Conference on Pervasive Computing & Communications. IEEE Computer Society, 2014:148-155.
- [22] Adib F, Mao H, Kabelac Z, et al. Smart Homes that Monitor Breathing and Heart Rate[C]// Acm Conference on Human Factors in Computing Systems. ACM, 2015: 837–846.
- [23] Li X, Zhu J. Improved Indoor Positioning Method Based on CSI[C]// 2019 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS). 2019: 274-277.
- [24] Chen L, Ahriz I, Le Ruyet D. AoA-aware probabilistic indoor location fingerprinting using channel state information[J]. IEEE internet of things journal, 2020, 7(11): 10868-10883.
- [25] Cominelli M, Gringoli F, Cigno R L. Non intrusive Wi-Fi CSI obfuscation against active localization attacks[C]//2021 16th Annual Conference on Wireless On-demand Network Systems and Services Conference (WONS). IEEE, 2021: 1-8.
- [26] 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.
- [27] Wu D, Zeng Y, Gao R, et al. WiTraj: robust indoor motion tracking with WiFi signals[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021.
- [28] Sigg S, Shi S, Buesching F, et al. Leveraging RF-channel fluctuation for activity recognition: Active and passive systems, continuous and RSSI-based signal features[C]//Proceedings of International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia. 2013: 43-52.
- [29] 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, 2014, 13(4):907-920.
- [30] Kaltiokallio O, Yiğitler H, Jäntti R, et al. Non-invasive respiration rate monitoring using a single COTS TX-RX pair[C]//IPSN-14 Proceedings of the 13th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. IEEE, 2014: 59-69.
- [31] Patwari N, Brewer L, Tate Q, et al. Breathfinding: A wireless network that monitors and locates breathing in a home[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 8(1): 30-42.
- [32] Patwari N, Wilson J, Ananthanarayanan S, et al. Monitoring breathing via signal strength in wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 13(8): 1774-1786.
- [33] Abdelnasser H, Harras K A, Youssef M. UbiBreathe: A ubiquitous non-invasive WiFi-based breathing estimator[C]//Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. 2015: 277-286.
- [34] Halperin D, Hu W, Sheth A, et al. Tool release: gathering 802.11n traces with channel state information[J]. Acm Sigcomm Computer Communication Review, 2011, 41(1):53-53.
- [35] Wang Y, Liu J, Chen Y, et al. E-eyes: device-free location-oriented activity identification using fine-grained wifi signatures[C]//Proceedings of the 20th annual international conference on Mobile computing and networking. 2014: 617-628.
- [36] Yang J, Zou H, Zhou Y, et al. Learning gestures from WiFi: A Siamese recurrent convolutional architecture[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10763-10772.
- [37] Huang J, Liu B, Liu P, et al. Towards Anti-interference WiFi-based Activity Recognition System Using Interference-Independent Phase Component[C]// IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2020: 576-585.
- [38] Yang Y, Cao J, Liu X, et al. Multi-person sleeping respiration monitoring with COTS WiFi devices[C]//2018 IEEE 15th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). IEEE, 2018: 37-45.
- [39] Wang X, Yang C, Mao S. PhaseBeat: Exploiting CSI phase data for vital sign monitoring with commodity

- WiFi devices[C]//2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). IEEE, 2017: 1230-1239.
- [40] Liu Q, Yan F, Han Y, et al. Reduced-order root-MUSIC based on Schur spectral factorization[C]//2016 IEEE International Conference on Ubiquitous Wireless Broadband (ICUWB). IEEE, 2016: 1-3.
- [41] Chen C, Han Y, Chen Y, et al. TR-BREATH: Time-reversal breathing rate estimation and detection[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 65(3): 489-501.
- [42] Wang H, Zhang D, Ma J, et al. Human respiration detection with commodity WiFi devices: Do user location and body orientation matter?[C]//Proceedings of the 2016 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing. 2016: 25-36.
- [43] Zeng Y, Wu D, Gao R, et al. FullBreathe: Full Human Respiration Detection Exploiting Complementarity of CSI Phase and Amplitude of WiFi Signals[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(3):1-19.
- [44] Liu J, Chen Y, Dong Y, et al. Continuous User Verification via Respiratory Biometrics[J]. In Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications, 2020: 1-10.
- [45] Li F, Valero M, Shahriar H, et al. Wi-COVID: A COVID-19 symptom detection and patient monitoring framework using WiFi[J]. Smart Health, 2020, 19(6):100147.
- [46] Zhang D, Wang H, Wu D. Toward Centimeter-Scale Human Activity Sensing with Wi-Fi Signals[J]. Computer, 2017, 50(1):48-57.
- [47] Zhang F, Zhang D, Xiong J, et al. From Fresnel Diffraction Model to Fine-grained Human Respiration Sensing with Commodity Wi-Fi Devices[J]. Proceedings of the Acm on Interactive Mobile Wearable & Ubiquitous Technologies, 2018, 2(1):1-23.
- [48] Zeng Y, Wu D, Xiong J, et al. FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiration sensing with CSI ratio of two antennas[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2019, 3(3): 1-26.
- [49] Li S, Liu Z, Zhang Y, et al. WiBorder: Precise Wi-Fi based Boundary Sensing via Through-wall Discrimination[J]. Proceedings of the ACM on Interactive Mobile Wearable and Ubiquitous Technologies, 2020, 4(3): 1-30.
- [50] Zeng Y, Liu J, Xiong J, et al. Exploring multiple antennas for long-range WiFi sensing[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2021, 5(4): 1-30.
- [51] Nan Y, Wei W, Liu A X, et al. QGesture: Quantifying Gesture Distance and Direction with WiFi Signals[J]. Proceedings of the ACM on Interactive Mobile Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(1):1-23.
- [52] Zhu J, Im Y, Mishra S, et al. Calibrating Time-variant, Device-specific Phase Noise for COTS WiFi Devices[C]// Acm Conference. ACM, 2017:1-12.
- [53] Wu D, Zhang D, et al. Device-Free WiFi Human Sensing: From Pattern-Based to Model-Based Approaches[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(10):91-97.
- [54] Gui L, Yuan W, Xiao F. Blind-area Elimination in Video Surveillance Systems by WiFi Sensing with Minimum QoS Loss[C]//2022 IEEE/ACM 30th International Symposium on Quality of Service (IWQoS). IEEE, 2022: 1-10.
- [55] Gui L, Yuan W, Xiao F. CSI-based passive intrusion detection bound estimation in indoor NLoS scenario[J]. Fundamental Research, 2022.
- [56] Liu J, Wang Y, Chen Y, et al. Tracking Vital Signs During Sleep Leveraging Off-the-shelf WiFi[C]// the 16th ACM International Symposium. ACM, 2015: 1-10.
- [57] Zhang J, Xu W, Hu W, et al. WiCare: Towards In-Situ Breath Monitoring[C]// Proceedings of the 14th EAI International Conference. 2017.
- [58] Pei W, Guo B, Tong X, et al. TinySense: Multi-user respiration detection using Wi-Fi CSI signals[C]// IEEE International Conference on E-health Networking. IEEE, 2017.
- [59] Wang X, Yanc C, Mao S. TensorBeat: Tensor Decomposition for Monitoring Multi-Person Breathing Beats

with Commodity WiFi[J]. Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology, 2017, 9(1):1-27.