

基于单天线多载波的轻量化感知技术研究

姜 禹^{1,2,3}, 王佳东¹, 胡爱群^{1,2,4,5}, 丁 璠⁶

(1. 东南大学网络空间安全学院, 江苏南京 210096; 2. 网络通信与安全紫金山实验室, 江苏南京 210096;
3. 江苏省计算机网络技术重点实验室, 江苏南京 210096; 4. 中国移动通信国家重点实验室, 江苏南京 210096;
5. 东南大学移动信息通信与安全前沿科学中心, 江苏南京 210096; 6. 东南大学交通学院, 江苏南京 210096)

摘 要: 现有的 WiFi 感知方法对数据的采集量及接收器的硬件资源需求较高, 同时海量的数据处理也会消耗大量软硬件资源. 基于模型的 WiFi 感知方法通过建立动作模式与信号变化之间的数学模型, 一定程度上降低了对数据量的依赖, 但是主流方案仍然需要多个接收天线或者天线阵列. 本文提出一种使用单天线接收器的感知方案, 利用不同子载波的信道状态信息的比值消除硬件及噪声干扰, 并提出基于方差和极差的子载波组合选择算法, 筛选出优质的子载波组合得到动作特征. 进一步提出基于菲涅尔区理论的高可用特征生成算法, 巧妙地结合反射路径变化与信道状态信息(Channel State Information, CSI)动态相位旋转之间的关系, 通过在复平面上的数据拟合与相位对齐获得高可用特征. 理论分析和实验结果表明, 本文提出的单天线方案完全符合菲涅尔区理论, 同时, 可以有效提升不同动作在不同场景下的识别效果. 对于七种不同的动作, 本文方案的总体识别准确率保持在 95% 左右, CSI 选择和特征强化获得了约 2% 的准确率提升.

关键词: 信道状态信息; 非接触感知; CSI 比率; 子载波选择; 特征提取

基金项目: 国家重点研发计划项目(No.2022YFB4300300)

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)10-3409-15

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20231136

Research on Lightweight Sensing Technology Based on Single Antenna and Multiple Subcarriers

JIANG Yu^{1,2,3}, WANG Jia-dong¹, HU Ai-qun^{1,2,4,5}, DING Fan⁶

(1. School of Cyber Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

2. Purple Mountain Laboratories, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

3. Key Laboratory of Computer Network Technology of Jiangsu Province, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

4. State Key Laboratory of Mobile Communication, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

5. Frontiers Science Center for Mobile Information Communication and Security, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

6. School of Transportation, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China)

Abstract: The existing WiFi sensing methods have high requirements for data collection and receiver hardware resources. At the same time, massive data processing will also consume a lot of hardware and software resources. The model-based WiFi sensing method reduces the dependence on the amount of data to a certain extent by establishing a mathematical model between the action mode and the signal change, but the mainstream solution still requires multiple receiving antennas or antenna arrays. This paper proposes a sensing scheme using a single-antenna receiver for the first time, using the ratio of channel state information (CSI) of different subcarriers to eliminate hardware and noise interference, and proposes a subcarrier combination selection algorithm based on variance and range to screen out high-quality subcarriers combination to get action features. A high-availability feature generation algorithm based on Fresnel zone theory is further proposed, which skillfully combines the relationship between reflection path changes and CSI dynamic phase rotation, and obtains high-availability features through data fitting and phase alignment on the complex plane. Both theoretical analysis and experimental results show that the single-antenna scheme proposed in this paper fully complies with the Fresnel zone theory, and at the same time, it can effectively improve the recognition effect of different actions in different scenarios. For the seven different

actions in this paper, the overall recognition accuracy of the scheme is maintained at about 95%, and CSI selection and feature enhancement achieved an accuracy improvement of approximately 2%.

Key words: CSI; contactless sensing; CSI ratio; subcarrier selection; feature extraction

Foundation Item(s): National Key R&D Program of China (No.2022YFB4300300)

1 引言

作为一种新型的感知技术,基于WiFi信号的感知技术与传统的基于传感器^[1]或者基于计算机视觉^[2]的感知技术存在较大的差异。基于传感器的主动感知技术往往利用被感知目标穿戴的传感器设备中内置的加速度仪和陀螺仪来采集动作数据并进行分析。这一技术可以对被感知目标进行十分精确的感知,例如常见的运动手环、体感游戏设备等,但是受限于专用的硬件设备,难以得到大规模的推广应用。基于计算机视觉的被动感知技术是指在相机或者红外设备对被感知目标进行成像后,利用相关的图像处理技术和算法对目标进行行为识别。这一技术的识别准确率较高,但是对海量的图像处理需要大量的存储和计算资源,这对于资源受限的应用场景来说是难以接受的。图像数据的采集、存储和处理过程也可能严重地侵犯个人隐私,特别是在卧室、厕所、更衣室等敏感场所。而上述缺陷恰恰是WiFi感知的优势所在,例如,一种WiFi感知方案是利用从接收信号中提取的信道状态信息(Channel State Information, CSI)作为感知系统的输入,而整个CSI的产生过程只需要利用现有的无线网络设备就可以完成,并不需要给被感知对象佩戴专用的物理设备。此外,CSI体现为一个复数值,它在时域上的变化反映了被感知对象状态的变化,相比于图像,更具轻量化和隐私保护的优势。CSI数据不论利用什么技术都无法转变成任何带有用户隐私的数据。可以预见,基于WiFi信号的感知技术将拥有巨大的研究价值和广阔的应用前景。

尽管现有的基于WiFi信号的感知识别技术具有非接触式、不侵犯隐私等特点和优势,但是它仍然面临三个主要问题:一是提取CSI的方式或过于复杂、或过于昂贵、或缺乏稳定性;二是追求以量变产生质变,通过不断增广训练数据集来提高识别的准确率;三是感知模型对环境适应能力较弱,容易被环境干扰,跨场景能力不够强。能否解决上述三个问题将深度影响WiFi感知技术的推广和应用。

结合相关研究^[3-5],对于产生上述问题的主要原因,本文认为有如下三个方面:

(1)需要一种可以平衡高可用和轻量化的感知技术。当前一些通用的感知技术对硬件资源的要求较高,往往需要复杂的接收设备配合双天线甚至是天线阵列。

(2)CSI本身的潜力仍然有待进一步发掘。目前,大

量的WiFi感知研究集中在深度学习算法上,这固然是影响感知系统准确率的重要因素,但这些研究中往往忽略了CSI本身的特性。

(3)需要一种结合CSI自身特性的新型特征提取或生成技术。简单的降噪滤波方法很难消除环境、位置等因素对感知系统稳定性产生的影响。

针对以上问题,本文进一步挖掘CSI潜力,提出了基于单天线多载波的CSI比率模型,将基于多天线接收器的传统CSI比率模型推广泛化到了单天线接收器的场景中,为传统的CSI比率模型提供了一种轻量化的解决方案。为了提升基于单天线多载波的CSI比率模型的可用性,寻找高可用和轻量化之间的平衡点,本文提出了基于方差和极差的子载波组合选择算法,使用极差和方差作为生成CSI比率的子载波组合的选择指标来量化其动作特征的可用性。同时,提出了一种结合CSI自身特性的新型特征提取或生成技术,即基于菲涅尔区的高可用特征生成算法对筛选出的子载波组合的CSI比率进行叠加、滤波、重组等操作并在复平面上进行进一步的拟合和相位对齐。最后,本文还进行了全面的实验,对理论波形、降噪效果、不同场景下的识别准确率等方面进行了实验验证。

综上所述,本文主要的研究工作及贡献如下:

(1)提出了一种基于单天线多载波的CSI比率模型。实验证明,本文所提的单天线方案可以达到与多天线方案相似的效果。

(2)提出了一种基于方差和极差的子载波组合选择算法。实验证明,该方法可以有效地过滤掉大部分低价值的CSI比率特征。

(3)提出一种基于菲涅尔区的高可用特征生成算法。实验证明,该方法生成的特征能最大化地呈现出物体的运动特性。

(4)对提出的感知方案进行了全方位的实验验证。结果证明,该方案的效果能达到设计预期,并且展现了一定的跨场景应用能力,总体的识别准确率保持在95%左右。

2 相关工作

2.1 WiFi信息获取工具

最早的非接触式人体无线感知的概念由Woyach等人^[6]在2006年提出:对于任何一个无线网络本身,只要它可以测量得到接收信号强度指示(Received Signal Strength

Indicator, RSSI)、多径衰落等一些基本信道信息,那么任何一个无线网络都可以变成一个传感网络.这展示了使用无线网络进行动作感知的最基本原理与实现的可能性,这一感知类的应用最早集中在室内定位领域^[7-9].

而感知应用大规模部署的一个核心前提是能够方便、快捷地获取信道信息.软件定义无线电平台(Software Defined Radio, SDR)可以通过软件对其进行编程,从而实现对不同频段和通信标准的支持.这使得像 USRP^[10]这类 SDR 平台在前期研究过程中广受青睐,但是由于其昂贵的价格,难以进行大规模部署推广.目前主要应用的 CSI 获取工具有:基于 Intel Wi-Fi 5300 网卡的 Linux 802.11n CSI 工具^[11],基于 Atheros 系列网卡的 Atheros CSI 工具^[12],基于 Broadcom 和 Cypress Wi-Fi 芯片组的 Nexmon CSI 提取工具^[13]以及基于 ESP32 开发板的 ESP CSI Toolkit^[14].

Intel Wi-Fi 5300 网卡的 Linux 802.11n CSI 工具有广泛支持和相对成熟稳定的特点,但其受限于 Linux 系统,并且需要特定版本的内核和驱动支持. Atheros 系列网卡的 Atheros CSI 工具同样对硬件和系统的要求也较为苛刻.相较之下,基于 Broadcom 和 Cypress Wi-Fi 芯片组的 Nexmon CSI 提取工具具有较强的灵活性和一定的跨平台支持能力,但在硬件配置和编译上较为繁琐且缺乏稳定性. ESP CSI Toolkit 则专注于一些资源受限的嵌入式环境,部署成本较低,具备高度集成的开发和部署能力,但是其软硬件资源有限,无法支撑大规模的 CSI 采集、存储和计算任务.

随着这些工具的提出,基于 CSI 信息的 WiFi 感知研究进入蓬勃发展的时期,具体表现在准确率与稳定性的大幅提高、感知粒度的不断细化,在动作识别^[15]、手势识别^[16]甚至更细粒度的呼吸检测^[17]等领域取得了重大的进展.这些技术在包括智能家居、人机交互、身份识别、健康管理等领域具有广阔的应用前景.但是在实际应用中,我们很难找到一种兼顾廉价、高效、便捷的 CSI 获取工具.迫切需要寻找感知效果与 CSI 获取设备轻量化之间的平衡,以降低对感知设备的资源需求.

2.2 基于模式的 WiFi 感知方法

基于模式的方法旨在建立起从被感知对象的行为模式到无线信号的变化之间的一对一映射关系,这是一种定性分析.

Zhu 等人^[18]提出 R-TTWD 方法,利用 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 不同子载波上的 CSI 相关变化信息提取 CSI 的一阶差分信息,结合不同收发器之间的投票机制来实现穿墙的人员检测,其准确率达到 99%. Feng 等人^[19]设计了一种多活动检测 MAIS 系统,利用 K-最近邻 (K-Nearest Neighbors, KNN)

算法识别在同一环境下多个主体的不同活动. Zhu 等人^[20]提出一种异常检测系统 NotiFi,通过创建一个多层次的 Dirichlet 过程自动学习活动类别和数量,完成异常检测任务. Gao 等人^[21]将来自多个通道的 CSI 值转化为无线电图像,提出一种基于深度学习的图像处理框架来进行分类. Ali 等人^[22]首次提出了一种基于 WiFi 信号的击键识别系统 WiKey,它根据接收端的 CSI 信息来识别键入的按键,键入准确率可达 93% 以上. Li 等人^[23]提出了 WiHF,使用 WiFi 信号实现实时的手势识别和用户识别,采用深度神经网络 (Deep Neural Networks, DNN),其识别准确率可以达到 96% 以上.

在基于模式的方法中,只要考虑到足够多的应用场景,收集到足够多的原始数据,就可以依靠一些学习算法提取出信号变化中的行为模式特征.这导致其准确率很大程度上取决于数据集的数量与质量,因此,在跨场景应用时,容易出现准确率下降的情况.

2.3 基于模型的 WiFi 感知方法

为了提高感知系统的跨场景应用能力,基于模型的方法主张结合信道信息本身的物理特性,使用数学模型建立被感知对象的行为模式和无线信号变化之间的定量关系,常见的感知模型有到达角 (Angle of Arrival, AoA) 模型、CSI-speed 模型、菲涅尔区模型、CSI 比率模型等^[24-27].

到达角模型通过天线阵列之间的相位差来估计射频波的传播方向,通过多个 AoA 的测量值,利用三角测量法 (Triangulation) 计算出信号源的位置. Wang 等人^[28]在 CSI-speed 模型和 CSI-activity 模型的基础上提出了一种 CARM 系统,成功地建立了 CSI 值变化与特定人类行为模式之间的定量关系.在数学上将 CSI 与信号传播过程中因人类活动产生的动态反射路径变化速度联系起来.同样基于 CSI-speed 模型, Qian 等人^[29]提出了一种基于 WiFi 的跟踪系统 Widar,它建立了一个理论模型,以几何方式量化 CSI 变化与用户位置和速度之间的关系.菲涅尔区模型^[30]建立起了物体的相对位移与 CSI 信号变化模式之间的映射关系,结合 CSI 比率模型^[31]将原本难以使用的相位信息转化成可用的动作特征. Wu 等人^[32]利用菲涅尔区模型分析多个子载波的动态相位变化,构建了一种估计室内运动方向和距离的系统 WiDir.

尽管如此,目前单纯基于模型的感知技术在实现上面临一定的困难,受到多种因素的影响,难以对物体运动进行精确的建模.因此,在上述基于模型的感知应用中,仍然难以完全回避使用一些学习算法.同时,也仍然需要进一步发掘基于 CSI 等信道信息自身特性的特征处理和生成技术.

3 基于单天线多载波的 CSI 比率模型

本节首先介绍了该感知模型的理论基础,包括菲涅尔区模型和 CSI 比率模型. 随后,提出了使用单天线接收器的不同子载波来建立 CSI 比率模型的方案并对该方案进行了实验验证.

3.1 菲涅尔区模型

在无线感知领域,菲涅尔区模型将现实空间划分为一个个菲涅尔区,每个菲涅尔区边界都是以发射机和接收机天线为焦点的共焦椭圆. 由于多载波的存在,不同子载波的中心频率和波长不同,理论上每一个子载波都会形成一个菲涅尔区,实际的情况应该是多个子载波形成的菲涅尔区的叠加. 但是考虑到这些子载波波长差距小,为了方便分析,我们将多个菲涅尔区近似抽象为一个菲涅尔区,如图 1 所示. 在已知无线信号波长 λ ,接收器位置 R_x 和发射器位置 T_x 的基础上,在第 n 个菲涅尔区边界上的任意点 Q_n 可以表示为

$$|T_x Q_n| + |R_x Q_n| - |T_x R_x| = n \frac{\lambda}{2} \quad (1)$$

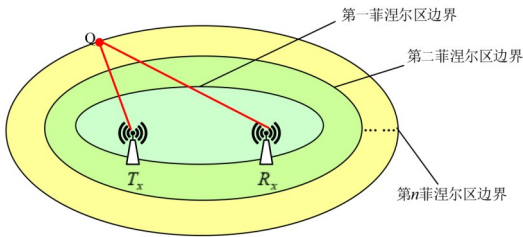


图 1 菲涅尔区模型边界示意图

根据菲涅尔区理论,当物体反射路径与直射路径的差为奇数个半波长时,即式(1)中 n 为奇数时,接收信号会因为相互叠加而被增强;相反, n 为偶数时,接收信号会因为相互抵消而被削弱.

研究表明^[33],物体在第一菲涅尔区内时信号以衍射为主,此时,无论物体大小形状如何,菲涅尔区理论都可以建立起 CSI 变化与运动位移之间的映射关系. 而当物体位于第一菲涅尔区以外时,物体并不会直接阻挡直射信号的路径,此时的 CSI 主要体现了反射路径的变化. 物体在菲涅尔区中运动使信号的反射路径每改变一个波长的大小,CSI 在时域上会产生近似一个正弦周期的变化. 因此,可以认为只要动作变化的粒度与无线信号波长在一个数量级,理论上就可以得到足够的信号变化来进行感知.

3.2 CSI 比率模型

CSI 记录了无线信号中每一条子载波的幅度和相位,它包含了无线信号从发射端到接收端所经历的直射、衍射、反射、折射、散射、偏振等变化信息.

假设信号从发射方到达接收方的过程中经过了 M

条路径,CSI 的具体形式可以表示为如下所示:

$$H(f, t) = N(f, t) e^{-j\phi(t)} \sum_{m=1}^M a_m e^{-j2\pi \frac{d_m}{\lambda}} \quad (2)$$

其中, $N(f, t)$ 为振幅脉冲噪声, $\phi(t)$ 为随时间变化的相位偏移, $a_m(t)$ 为复衰减, $d_m(t)$ 为第 m 条路径的信号传播长度.

从另一个角度来看,CSI 可以人为地抽象为静态分量和动态分量,静态分量是那些不随运动而变化的路径总和,而动态分量指代受运动影响的反射路径的总和. CSI 可以表示为

$$\begin{aligned} H(f, t) &= H_s(f, t) + H_d(f, t) \\ &= H_s(f, t) + A(f, t) e^{-j2\pi \frac{d(t)}{\lambda}} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $H_s(f, t)$ 表示 CSI 的静态分量, $H_d(f, t)$ 表示 CSI 的动态分量, $A(f, t)$ 表示动态路径信号幅度和相位的复值, $e^{-j2\pi \frac{d(t)}{\lambda}}$ 表示动态路径长度变化引起的相位变化, $d(t)$ 表示在菲涅尔区中运动改变的反射路径的长度.

虽然菲涅尔区模型在理论上建立了理想 CSI 与收发器距离、运动位移之间的关系,但是现实中的 CSI 往往存在由收发器硬件差异和时钟同步等问题引起的误差,包括中心频率偏移 (Central Frequency Offset, CFO) 和采样频率偏移 (Sampling Frequency Offset, SFO)^[34].

CSI 比率模型是一种非常有效的方法,其重要贡献在于它可以在消除现实中 CSI 存在的振幅噪声和相位偏移的同时保留 CSI 中的运动特征^[35],因此,CSI 比率可以近似地被当作理想信号来使用.

目前传统的方案^[36]是使用同一接收器中不同天线的相同序号子载波相除来抵消 CFO 和 SFO,在 t 时刻,CSI 比率 $H_t(f, t)$ 可以表现为

$$\begin{aligned} H_t(f, t) &= \frac{H_1(f, t)}{H_2(f, t)} \\ &= \frac{N_1 e^{-j\phi_1(t)} (H_{s1} + A_1 e^{-j2\pi \frac{d_1(t)}{\lambda}})}{N_2 e^{-j\phi_2(t)} (H_{s2} + A_2 e^{-j2\pi \frac{d_2(t)}{\lambda}})} \\ &= \frac{H_{s1} + A_1 e^{-j2\pi \frac{d_1(t)}{\lambda}}}{H_{s2} + A_2 e^{-j2\pi \frac{d_2(t)}{\lambda}}} \\ &= \frac{H_{ideal1}(f, t)}{H_{ideal2}(f, t)} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $H_{ideal1}(f, t)$ 和 $H_{ideal2}(f, t)$ 表示两个接收天线同一序号的某对子载波在 t 时刻的理想 CSI 值, N_1 和 N_2 、 $\phi_1(t)$ 和 $\phi_2(t)$ 、 A_1 和 A_2 、 $d_1(t)$ 和 $d_2(t)$ 分别表示两个子载波的振幅脉冲噪声、时变相位偏移、动态路径信号幅度和相位的复值、运动改变的反射路径的长度. 由于同一接收器上的两个天线具有相同的射频链和时钟,因此同一接收器的每个天线中 CSI 的振幅脉冲噪声和时变相位偏

移可以近似看作相同. 故而, 两条子载波的 CSI 序列 $H_1(f, t)$ 和 $H_2(f, t)$ 相除理论上可以得到两个理想 CSI 的比值 $\frac{H_{\text{ideal1}}(f, t)}{H_{\text{ideal2}}(f, t)}$.

3.3 基于单天线多载波的 CSI 比率模型

CSI 比率模型的核心思想是利用同一设备具有相同硬件属性和时钟同步的特性消除 CFO 和 SFO. 而同一个接收天线的不同子载波也完全满足这一条件, 因此, 本文提出了一种基于单天线多载波的 CSI 比率模型.

考虑到不同子载波之间中心频率的细微差异, 两个子载波之间的波长并不完全相等, 这可能引入新的误差, 本文对此进行了理论分析.

在 802.11n 标准中^[37], 以 2.4 GHz 为例, 在 20 MHz 带宽下, 当子载波间隔为 312.5 kHz 时, 理论上子载波个数为 64 个. 为简单计, 将两个子载波频率的最大差值记为 20 MHz, 根据波长公式 $\lambda = c/f$, 可以计算出此种情况下两个子载波波长差最大约为 1 mm, 相邻子载波的波长差值更是不足 20 μm . 而利用 WiFi 信号进行动作识别时的感知粒度一般为厘米级, 相邻子载波波长差距远远小于感知粒度的量级. 同时, 不同子载波波长的差距还会随着信号频率的增大和子载波间隔的减小而降低. 在 802.11ax 标准中^[38], 引入了更多的带宽和子载波间隔选项, 允许更小的子载波间隔 78.125 kHz 和 156.25 kHz. 这表明在 802.11ax 协议的场景下, 子载波的波长差距会更小, 更加小于动作识别时的感知粒度.

根据菲涅尔区理论, 可以构建出 CSI 的动态分量的旋转角度 $\Delta\varphi(t)$ 与运动改变的反射路径长度 Δd 之间的数学模型如下:

$$\Delta\varphi(t) = 2\pi\Delta d/\lambda \quad (5)$$

其中, λ 为无线信号的波长, 反射路径长度 Δd 每改变一个波长的大小, 会引起动态分量 2π 的相位变化.

当两个子载波的波长差距很小时, 相同的运动所产生的动态分量的旋转角度 $\Delta\varphi(t)$ 也近似相等. 因此, 在单天线多载波的视图下, 我们可以将同一个运动引起的动态相位的变化近似看作相等, 理论上由不同子载波的中心频率差异所造成的影响在一定程度上可以被忽略不记, 可以将式(4)改写成以下形式:

$$\begin{aligned} H_t(f, t) &= \frac{N_1 e^{-j\phi_1(t)} (H_{s1} + A_1 e^{-j2\pi \frac{d_1(t)}{\lambda_1}})}{N_2 e^{-j\phi_2(t)} (H_{s2} + A_2 e^{-j2\pi \frac{d_2(t)}{\lambda_2}})} \\ &= \frac{H_{s1} + A_1 e^{-j2\pi \frac{d_1(t)}{\lambda_1}}}{H_{s2} + A_2 e^{-j2\pi \frac{d_2(t)}{\lambda_2}}} \\ &= \frac{H_{\text{ideal1}}(f_1, t)}{H_{\text{ideal1}}(f_2, t)} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, λ_1 和 λ_2 为两条子载波的波长, 由于两条子载波来

自同一接收天线, 它们的振幅脉冲噪声和时变相位偏移可以近似看作相同. 考虑到子载波波长差距远小于感知粒度, 如果忽略 λ_1 和 λ_2 的波长差别, 理论上多载波也可以得到类似双天线的效果. 针对子载波之间的波长差这一不稳定因素, 本文后续也提出了应对方法提升特征生成的稳定性.

如图 2 所示, 假设在短时间内 CSI 比率的动态分量 $H_d(f, t)$ 和静态分量 $H_s(f, t)$ 的幅度 $|H_d|$ 和 $|H_s|$ 保持不变. 那么如果此时因为运动导致 CSI 动态分量的相位 $\angle H_d$ 发生改变, CSI 比率在复平面上的分布应该近似于一个以动态分量的幅度 $|H_d|$ 为半径的圆或圆弧. 该弧线所对应的圆心角之和就是动态分量的相位 $\angle H_d$ 变化的角度.

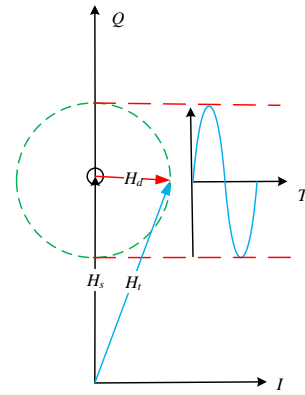


图 2 CSI 动态分量的旋转及时域变化

根据式(5), 这个角度的大小与物体在菲涅尔区中的动态反射路径 Δd 有关. 假设两个菲涅尔区的焦点坐标为 $F_1(-x_0, 0, 0)$ 和 $F_2(x_0, 0, 0)$, 有一运动从 $P_1(x_1, y_1, z_1)$ 运动到 $P_2(x_2, y_2, z_2)$, 实际的运动位移为 d , 可以表示为

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (7)$$

而反射路径的改变 Δd 可以表示为

$$\begin{aligned} \Delta d &= \sqrt{(x_2 + x_0)^2 + 2y_2^2 + 2z_2^2 + (x_2 - x_0)^2} \\ &\quad - \sqrt{(x_1 + x_0)^2 + 2y_1^2 + 2z_1^2 + (x_1 - x_0)^2} \end{aligned} \quad (8)$$

虽然该公式无法完全建立起运动位移 d 与反射路径的变化 Δd 之间的精确关系, 但是这两者的变化趋势是一致的. 同时, CSI 动态分量 $\Delta\varphi(t)$ 的旋转方向也与反射路径密切相关, 当物体远离收发器时, 反射路径变长, CSI 的动态分量顺时针旋转; 当物体靠近收发器时, 反射路径变小, CSI 的动态分量逆时针旋转. 根据这个变化特点, 可以利用 CSI 的动态分量的旋转方向来判断运动的大致方向.

3.4 单天线方案的实验验证

本节主要通过具体实验的方式检验实际的单天线方案中的CSI比率和理论分析是否一致.

我们设计的理想实验场景如图3所示,S表示发射器,R表示接收器, P_1 、 P_2 、 P_3 表示点P运动的起点、中点和终点,其中 P_2 既是 P_1 到 P_3 的中点同时也是S到R的中点.

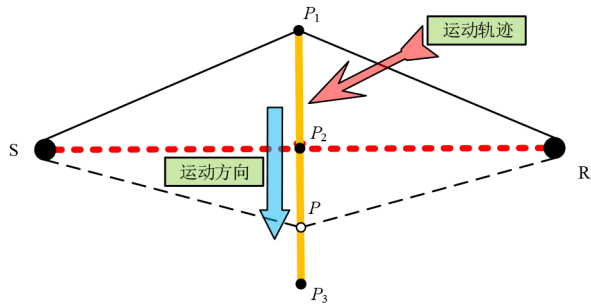


图3 单天线方案验证实验图

假设从点 P_1 运动到点 P_2 ,再从点 P_2 运动到 P_3 共使反射路径变化一个波长的距离.同时假设发射器S到接收器R的距离为 L , P_1 到 P_3 的距离为 X_p ,无线信号波长为 λ ,就可以建立起方程:

$$2\sqrt{\left(\frac{L}{2}\right)^2 + \left(\frac{X_p}{2}\right)^2} - L = \frac{\lambda}{2} \quad (9)$$

实际的实验场景如图4所示,以ESP32为接收器,路由器为发射器,将收发器的间距 L 设置为1 m.而在2.4 GHz频段下,无线信号波长 λ 约为12.5 cm,由此可以计算出运动距离的值 X_p 约为36 cm,即在实际实验过程中,手指沿收发器的中垂线运动约36 cm的距离.

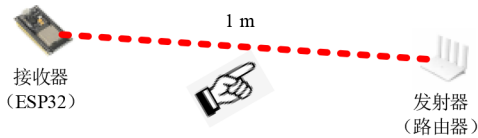
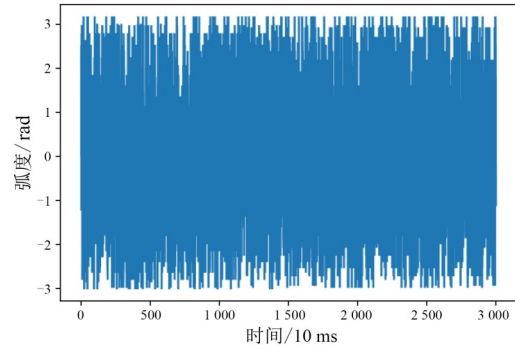


图4 实验场景示意

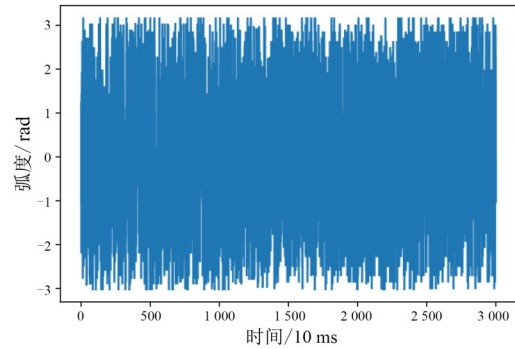
如图5所示,展示了在这次运动过程中,第25号子载波与27号子载波的CSI的原始相位波形以及它们的比率的相位波形.可以观察到原始CSI的相位基本无法进行有效判别,而它们的比率的相位波形却表现出明显的运动特征.

除此之外,CSI比率的相位序列呈现出一个近似正弦周期的变化,而在实验过程中,我们的运动所改变的信号反射路径长度约为一个波长,这与菲涅尔区理论中反射路径与信号变化的关系完全一致.

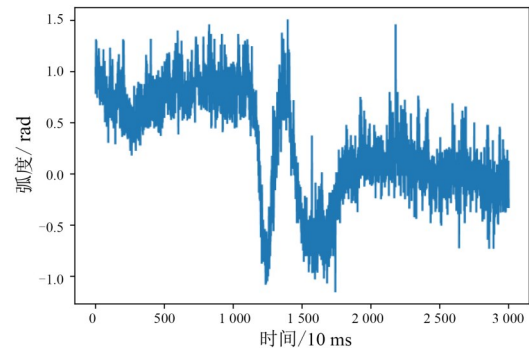
与之相对的,本文参照已有的方案,以同样的运动方式在双天线场景下进行了对比测试,其结果如图6所示.实验结果证实,本文提出的单天线方案可以达到近



(a) 第25号子载波的相位



(b) 第27号子载波的相位



(c) 25号子载波与27号子载波比率的相位

图5 不同子载波的CSI比率效果

似传统CSI比率模型的效果.

此外,该组CSI比率在复平面上的呈现如图7所示,其动态分量的变化轨迹可以近似看作是以某一点为圆心的一段圆弧.这一现象从实际上体现出CSI比率的静态分量和动态分量的幅度在短时间内近似不变的性质.

如图8所示,展示了该CSI比率在复平面上第12 s到第16 s的运动轨迹,图8中以蓝色、绿色、橘黄色的顺序表示CSI比率随时间的变化,以便直观地反应出动态分量的旋转方向.

其中,图8(a)表示从第12 s到第14 s的变化,CSI比率的动态分量逆时针方向旋转,与之对应的实际动作是图6中 P_1 到 P_2 的运动,此时,运动导致信号的反射路径减小.图8(b)表示从第14 s到第16 s的变化,可以

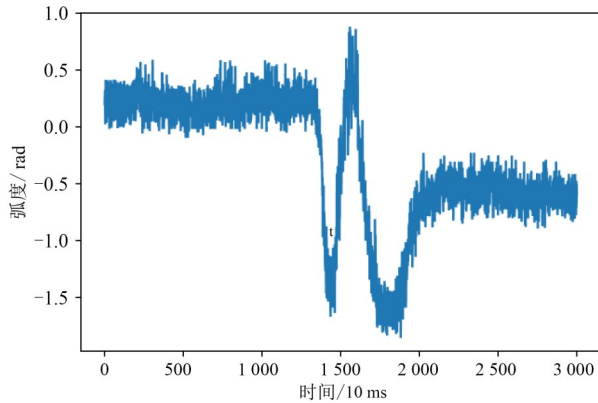


图6 双天线的 CSI 比率效果

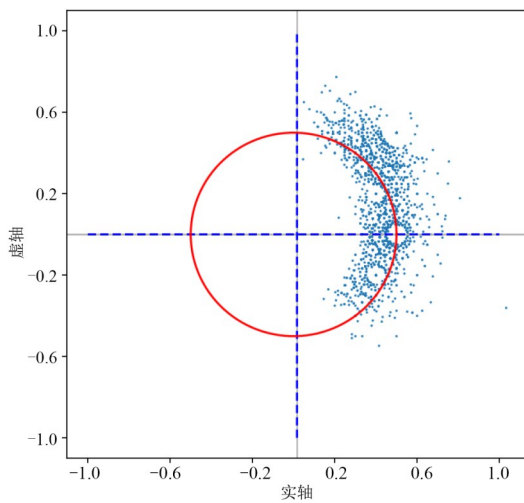


图7 CSI 比率的复平面展示

发现当运动导致的反射路径增加时,CSI 比率的动态分量逆时针方向旋转,这与我们之前的分析相符。

4 CSI 选择及特征强化方法

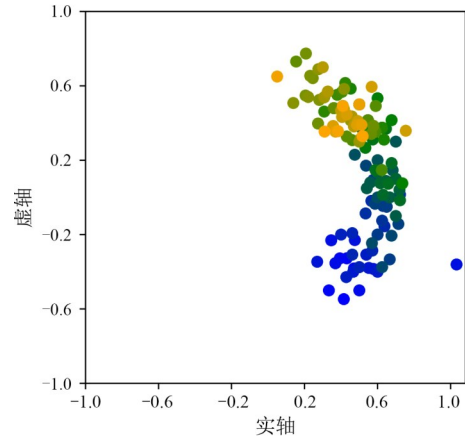
为了进一步满足单天线多载波模型对运动特征的可用性和稳定性要求,本小节首先提出一种基于方差和极差的子载波组合选择算法选择合适的子载波组合分别生成幅度特征和相位特征,然后在此基础上提出基于菲涅尔区理论的高可用特征生成算法,最后通过实验进行了验证。

4.1 基于方差和极差的子载波组合选择算法

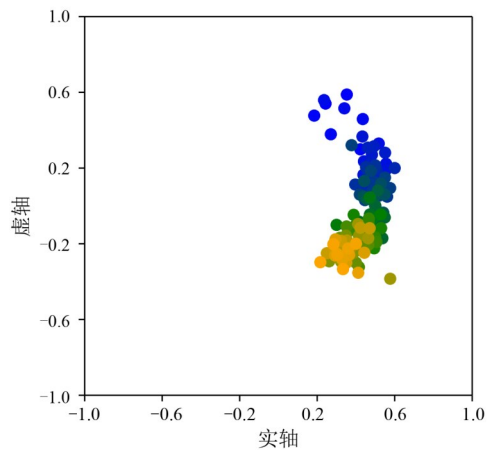
由于单天线方案中的子载波波长差异引入的不确定性以及环境的复杂性和不可预知性,并不能保证所有的子载波组合得出的 CSI 比率都具有超高的可用性。

本文实验发现,这一不确定性可能会导致产生最佳效果的 CSI 比率的子载波组合出现一定的随机性,在单天线的场景下,这一随机性具体表现在三个方面:

(1)从短期来看,同一组 CSI 序列中,不同子载波组合得到的 CSI 比率的效果有较大差距,只有一分子载



(a) 第 12 s 到第 14 s



(b) 第 14 s 到第 16 s

图8 CSI 比率的复平面切片图

波组合生成的 CSI 比率蕴含较高可用性的动作特征;

(2)从长期来看,生成高可用的 CSI 比率的子载波组合可能动态发生改变,在不同时间段,相同的子载波组合所蕴含的动作特征的强度可能不相同;

(3)分别从幅度和相位来看,同一对子载波组合生成的 CSI 比率,其幅度和相位所表现的动作特征的效果并不一致。

为了进一步提升感知的准确率,排除这些随机的非动作特征的要影响,本小节设计一种算法,利用特征序列的方差和极差选择出具备生成高可用特征潜力的子载波组合。

本文认为一个优质的特征应该在清晰地表现运动信息的同时,尽可能减少背景噪声的影响。无论是幅度还是相位,只要它们反映的是同一个动作的特征,那么理论上特征的变化模式必定具有一致性。因此,本文确定了选择过程中应该遵循的三个原则:

(1)在静止状态下,CSI 比率的离散程度应该较小,

其曲线波动应趋于平缓,即小方差;

(2)在运动状态下,CSI比率的波动应该较大,以便更好地表现动作的特征,即大极差;

(3)幅度特征与相位特征所对应的子载波组合各自独立地进行挑选.

为了提升效果,在进行选择之前,需要先对CSI数据进行预处理,去除原始数据中的异常值,主要包含两个方面:(1)CSI的幅度值可能存在0的情况,这在做商时会出现问题,本文利用0值前后的均值来对其进行填充;(2)由于现实情况的不可预测性,CSI在产生和提取过程中将无法避免地产生一些异常的离群点,经过观察发现,这一现象不论是运动还是静止时都有可能发生.离群点的数据是无效数据,有可能使后续数据处理和模型训练的结果产生偏差.如果特征序列中存在一个明显偏离正常值的离群点,会使方差和极差的计算出现严重的误差.本文中使用了Hampel滤波器进行离群点的检测和消除.

另一个关键问题是,CSI的相位序列中的相位值是一个 $[-\pi, \pi]$ 的周期性离散变量,相位角度会出现“跳跃”现象.而CSI比率的相位虽然消除了大量相位跳变的现象,使相位序列表现出了一定的动作特征,但是其本质上并没有对相位进行解旋,仍然可能出现相位跳跃的现象.相位解旋的基本原理是将相位角度从离散的状态恢复为连续的信号,从而消除跳跃现象.

通过上述分析,本文提出的基于方差和极差的子载波组合选择算法具体步骤如算法1所示.

虽然基于方差和极差的子载波组合选择算法需要对所有的子载波组合进行遍历,这是本算法时间复杂度的主要来源,但是经过筛选后的特征序列均具备较强的可用性,剔除了一些无意义、低价值的数据,一定程度上对原始数据进行了降维,在后续的认识和分类的过程中,可以有效地降低分类算法的复杂度.

4.2 基于菲涅尔区的高可用特征生成算法

在上一节中,主要依靠方差和极差这两个指标来分别挑选幅度特征和相位特征,考虑到菲涅尔区理论中动态分量的旋转角度和动态路径变化的数学关系,我们可以在复平面上进行拟合以强化特征的可用性,但是在此之前需要先对幅度特征和相位特征进行降噪和特征放大.

降噪是指减少原始特征中的背景噪声.背景噪声的产生有很多原因,例如:环境噪声、电子设备本身运行产生的干扰、无线信号等造成的电磁干扰等等,这些噪声的频率大都比较低.与之相对的,正常的人体运动的频率一般都比较低,因此,可以考虑使用低通滤波器进行降噪滤波.低通滤波器除了可以通过设置截止频率的方式来滤除高频噪声、保留低频信号外,还可以通

算法1 基于方差和极差的子载波组合选择算法

输入:子载波个数 n , n 个子载波的 CSI 值组成的 CSI 矩阵 H ; 设 $V = ((1, v_1), (2, v_2), \dots)$ 和 $R = ((1, r_1), (2, r_2), \dots)$, 其中第一列为组合索引,第二列为该组合下特征序列的方差和极差; 设 $P = ((1, \text{ind}_{x_1}, \text{ind}_{y_1}), (2, \text{ind}_{x_2}, \text{ind}_{y_2}), \dots)$, 记录 V 和 R 中的组合索引对应的子载波组合序号,选择系数 k .

输出:由 m 条特征组成的矩阵 $F = (F_1, F_2, \dots, F_m)$, 其中, $m \leq k$.

1. 初始化选择系数 k , 设索引变量 index 为 1;
2. FOR $i = 1, 2, \dots, n$;
3. FOR $j = i+1, \dots, n$;
4. 计算 CSI 比率 H_j/H_i 的相位或幅度序列;
5. IF 计算相位 THEN
6. 对所得序列进行相位解旋;
7. END IF
8. 对得到的序列进行 0 值填充以及异常点检测和消除;
9. 计算序列的方差 v 和极差 r ;
10. 将 index 、 v 、 r 、 i 、 j 分别组合并存入 V 、 R 以及 P 中;
11. $\text{index} = \text{index} + 1$;
12. END FOR
13. END FOR
14. 将方差 V 按照第二列升序排列,从小到大;
15. 将极差 R 按照第二列降序排列,从大到小;
16. FOR $i = 1, 2, \dots, k$;
17. FOR $j = 1, 2, \dots, k$;
18. IF $V_{i1} = R_{j1}$ THEN
19. 从 P 中找到 V_{i1} 组合索引的子载波组合,并计算该组合 CSI 比率的幅度或者相位序列,如果是相位序列则要解旋.
20. 将特征序列添加到输出结果 F 中,跳出循环.
21. END IF
22. END FOR
23. END FOR

过减小信号的高频成分来平滑信号,这对于背景噪声中的突发性变化或快速波动的部分特别有效.特征放大指对在子载波选择算法中得到的幅度特征和相位特征进行叠加、平均,可以进一步放大动作特征,减小随机误差.

假设处理后的幅度特征序列为 A , 相位特征序列为 P , 可以将他们重新组合成新的 CSI 序列 C_{new} :

$$C_{\text{new},i} = A_i \cos P_i + j A_i \sin P_i, i = 1, 2, \dots, \text{len}(A) \quad (10)$$

其中, $C_{\text{new},i}$ 为 C_{new} 的第 i 个元素. 根据菲涅尔区特性,假设在短时间内 CSI 的动态分量和静态分量的幅值不变,那么 C_{new} 在复平面上表现为一段圆弧,利用文献[39]提出的方法在复平面上进行圆拟合,可以进一步降低噪声的干扰,使波形更加平滑,提高特征的可用性.

然而还存在一个不可忽视的问题,不同环境等因

索引引起的 CSI 比率初始状态的不同,可能会导致相同的位移出现不同的时域波形. 以幅度为例,假如有一个运动产生的反射路径变化为四分之一一个波长,那么其动态分量对应的圆心角变化为 $\pi/2$,当初始相位分别为 $\pi/4$ 和 $-\pi/4$ 时,CSI 比率的幅度波形将存在很大的差异. 如图 9 所示,图 9(a) 表示动作从初始 $\pi/4$ 运动到 $-\pi/4$,图 9(b) 表示动作从初始 $-\pi/4$ 运动到 $-3\pi/4$. 可以发现,虽然它们动态分量的相位变化量是一致的,但它们最终呈现的幅度波形具有很大的差异.

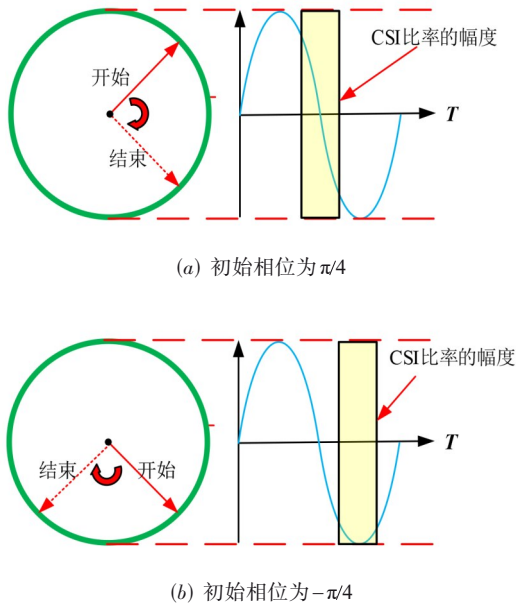


图 9 初始相位不同对 CSI 波形的影响

针对这一问题,可以向 CSI 比率特征中添加一个静态向量 H_m 来进行相位对齐. 如图 10 所示,我们通过固定 H_m 的幅度值,然后遍历 $[-\pi, \pi]$ 的相位区间,最终找到一个合适的角度 α 作为 H_m 的相位,使动态分量的初始相位接近预设的统一值.

通过对 CSI 比率幅度特征和相位特征的降噪、放大、重组拟合以及相位对齐,可以消除绝大部分与动作无关的噪声干扰,得到一个高可用的 CSI 动作特征,其过程具体如算法 2 所示.

4.3 CSI 选择及特征强化实验验证

本节选择了采集的部分数据来展示在单天线方案中 CSI 选择及特征强化方法的真实效果.

图 11 展示了在一组挥舞动作的 CSI 数据中选择出的部分 CSI 比率在解旋前后的相位特征曲线. 在解旋前,由于相位在 $-\pi$ 和 π 处依然存在跳变的情况,掩盖了原本明显的动作特征;而经过相位解旋后,相位呈现出了清晰的动作特征. 从图 11 可知,虽然大部分解旋后的相位序列反应出明显的动作特征,但是也存在一定

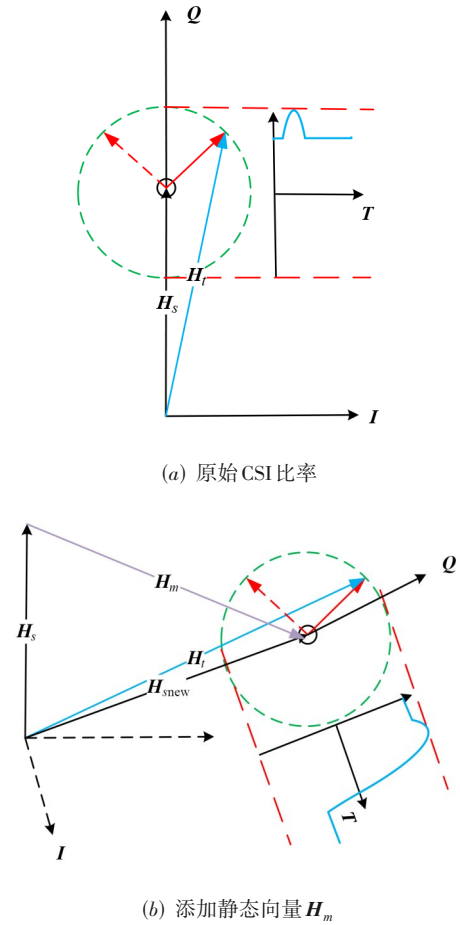


图 10 添加静态向量前后的效果对比

数量的相位序列几乎没有任何波动.

除此以外,我们还发现有一些子载波组合的 CSI 比率相位不仅不能提供动作特征,反而存在一些类似噪声的无序波动,如图 12 所示. 未进行筛选的部分 CSI 比率相位存在一些无序的波动,很明显偏离正常的相位特征序列,而筛选后的数据可以剔除一些明显异常的无效数据,提高了特征序列的可用性.

如图 13 展示了一个画竖动作样本的部分数据,观察发现虽然特征的变化模式基本一致,但是其显著程度存在差异,有几组相位序列呈现出明显的动作特征,而有一些则相对比较平缓. 通过特征叠加平均的方式产生的新特征集合了多个特征序列中存在的动作特征信息,产生了一个提升增益的效果,有效地强化了动作特征的可用性,弱化了一些不明显的特征的影响.

图 14 展示了画竖动作的样本数据经过重组拟合后在复平面上的表现. 我们将得到的幅度特征和相位特征利用式(10)进行重组,得到一个全新的 CSI 特征 C_{new} . 将新的 CSI 特征在复平面上进行圆拟合得到最终的 C_{best}

算法 2 基于菲涅尔区的高可用特征生成算法

输入: 经由算法 1 分别筛选得到幅度特征矩阵 F_{amp} 和相位特征矩阵 F_{angle} , 设定低通滤波器截止频率 f_{pass} , 设人工向量 H_m 的幅度固定为 A_m , 统一将相对对齐至 $\alpha \pm \varepsilon$, ε 为设定的最大相位误差, 相位遍历的步长为 β .

输出: 高可用 CSI 比率特征 C_{best}

1. 初始化;
2. 设 A 和 P 序列全零, 用于记录叠加后的幅度和相位序列;
3. FOR $i = 0, 1, \dots, \text{len}(F_{amp})$;
4. 以截止频率 f_{pass} 对 $F_{amp}[i]$ 进行低通滤波, 并将结果累加到 A ;
5. END FOR
6. FOR $i = 0, 1, \dots, \text{len}(F_{angle})$;
7. 以截止频率 f_{pass} 对 $F_{angle}[i]$ 进行低通滤波, 并将结果累加到 P ;
8. END FOR
9. 将 A 和 P 序列分别除以 $\text{len}(F_{amp})$ 和 $\text{len}(F_{angle})$, 得到均值;
10. 将 A 和 P 序列使用式(10)进行重组, 得到序列 C_{new} ;
11. FOR $i = -\pi, -\pi + \beta, \dots, \pi$;
12. 以 A_m 为幅度, i 为相位, 利用式(10)进行重组得到一个 CSI 复数值;
13. 将该复数值与 C_{new} 的第一个值相加, 取其相位角;
14. IF 该相位角在 $\alpha \pm \varepsilon$ 之间 THEN
15. 将 C_{new} 序列的全部 CSI 都加上该复数值, 得到新的序列 C_{best} 并返回结果;
16. END IF
17. END FOR

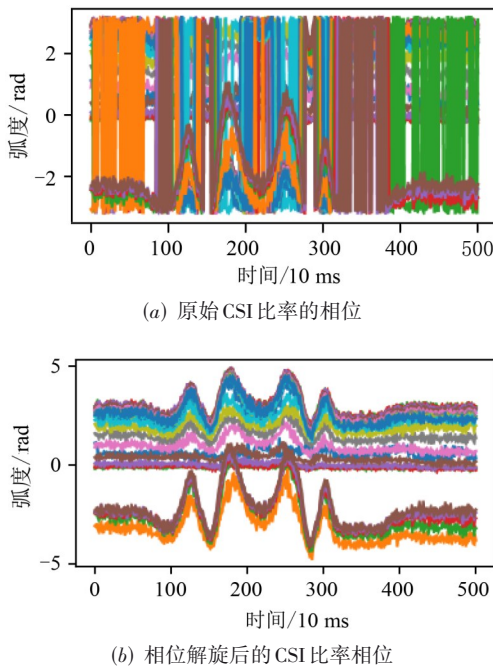


图 11 解旋前后的 CSI 比率相位对比

特征. 颜色出现的顺序为蓝、红、橙、黄、绿, 反映了 CSI 比率的动态分量旋转的轨迹, 这一轨迹与图 13 中展示的 CSI 比率特征的时域变化相符合.

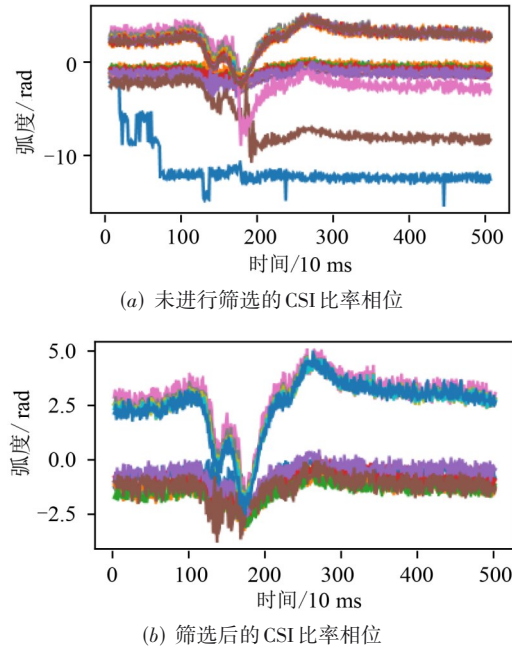


图 12 筛选前后的 CSI 比率相位对比

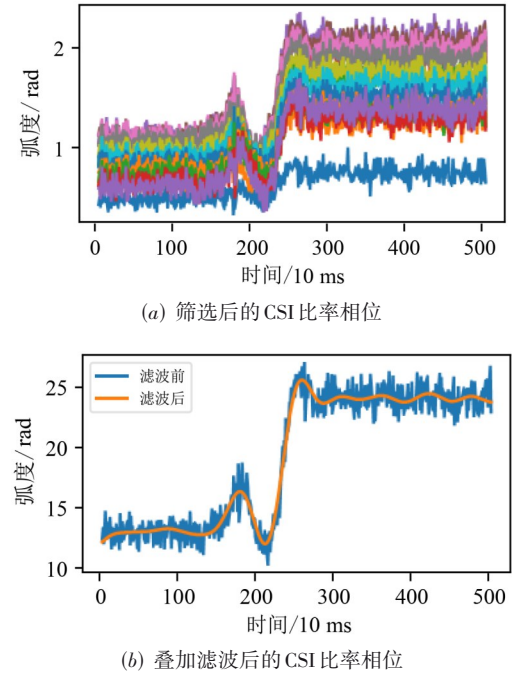


图 13 特征叠加的效果展示

5 实验结果与分析

本章节对本文提出的模型、方法进行了实验验证, 将它们应用到实际的手势识别场景中, 实验结果证明了本文所提模型和方法的可用性.

5.1 整体实验设置和数据集设计

实验平台: 实验的系统平台在硬件上由两个

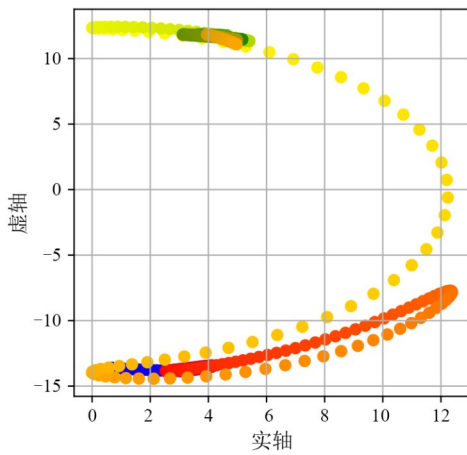
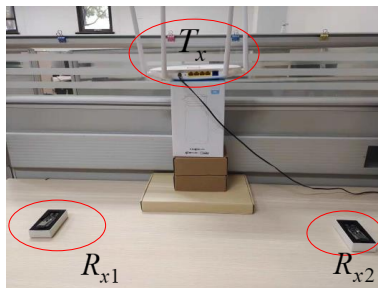


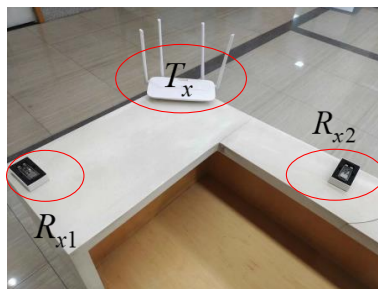
图 14 重组拟合后的 CSI 比率

ESP32 S3、一台华为 WS5100 路由器和一台搭载 PC 组成,分别作为接收器、发射器和数据处理中心。

实验场景:本文后续所有的数据均采集自如图 15 所示的两个场景:场景一在桌椅摆放密集的实验室内,两条收发器连线构成的识别平面与地面垂直,如图 15(a)所示;场景二在空旷的大厅内,两条收发器连线构成的识别平面与地面平行,如图 15(b)所示。



(a) 场景一



(b) 场景二

图 15 实验场景示意图

除此以外,两个场景下的其他参数设置均相同.均使用 2.4 GHz 频段下的 20 MHz 带宽,子载波间隔为 312.5 kHz.接收器 R_x 发射器 T_x 之间的直线距离为 1 m,两条收发器的连线相互垂直。

实验过程:每位实验对象单独在以 R_{x1} 、 R_{x2} 和 T_x 为

顶点的三角平面区域内做不同的动作,同时采集 CSI 数据并存储到 PC 中。

标准数据集设置:本文设计了参与实验的动作集如图 16 所示,共七个类型,分别为无动作、画横、画竖、打勾、画 Z、挥舞和画圈。为了减少其他因素对实验结果的影响,要求参与实验的人员在进行动作时,运动平面尽量保持与感知平面重合。同时,在每个动作的开始前和结束后保持一段时间的静止状态,中间运动时保持匀速且动作连贯。采样率恒定为 100 Hz,每个动作采集 1 000 组/人的样本数据,每组动作样本的采样时间为 5 s,输出的子载波个数为 52,实验对象总共为 3 人。

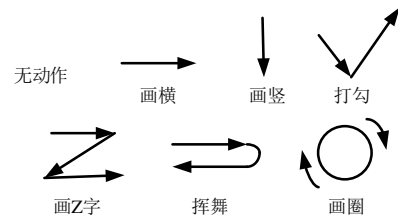


图 16 手势集设计

5.2 基于 WiFi CSI 的手势识别效果验证

本小节将本文提出的理论方法应用于实际的手势识别系统中,在前文采集到的数据集上验证本文方法的有效性.实验结果证明,本文提出的单天线方案的一些关键性质实验验证结果与理论结果基本一致,具备理论上的可行性.且在相同场景下,该技术对原始数据的识别效果有一定的提升,在本文的场景设置中,总体的识别准确率保持在 95% 左右。

5.2.1 总体手势特征效果

图 17 展示了对采集到的不同动作的数据进行子载波组合选择算法后得到的部分 CSI 比率的相位特征.从中可以清晰地观察到各个动作的起止时间以及动作过程中相位特征的变化情况,不同的动作具有明显不同的相位变化模式。

具体的,我们采用机器学习模型的分准确率来衡量本文所提方法的效果。

5.2.2 单天线方案实验效果

为了验证本文所提方法的有效性,我们使用场景中采集的数据集来检验单天线方案在单一场景下的应用效果。

将数据集按照五种不同的特征处理方案,利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行模型训练和分类测试.这五种特征处理方案分别为:

- (1)仅使用 CSI 的幅度序列;
- (2)使用不同子载波产生的未经任何处理的 CSI 比率幅度序列;
- (3)使用 CSI 的幅度和相位序列;

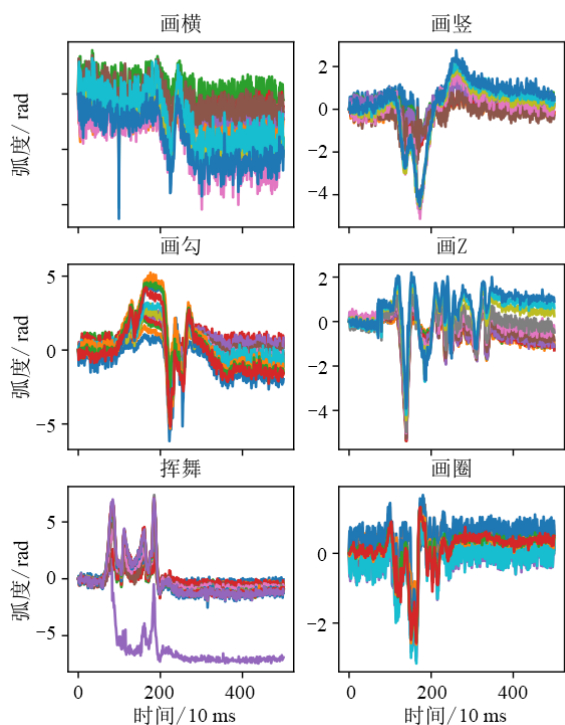


图 17 不同动作的相位特征

(4)使用 CSI 选择及特征强化处理后的 CSI 比率幅度和相位序列;

(5)仅使用基于方差和极差的子载波组合选择算法选择最优的 CSI 比率幅度和相位序列.

图 18 展示了这五种方式下,训练模型对本文设计的七种不同动作的识别准确率. 实验结果显示,前三种特征处理方式的正确率总体上没有太大差距. 在这之中,相较之下第三种方式的识别准确率出现了略微的下降,分析是由于未经处理的相位信息存在大量跳变,对识别模型产生了不利的影响. 同时,第五种使用 CSI 选择后的幅度和相位特征的准确率基本持平或略高于前三种特征处理方式,尤其是识别准确率均高于第三种未经任何处理的幅度和相位序列. 这表明通过 CSI 选择得到的 CSI 比率幅度和相位均是可用的,本文提出的基于单天线多载波的 CSI 比率也能够将原本杂乱的相位信息转变为带有动作特征的序列. 最后,第四种完整使用方案处理的幅度和相位序列训练出的识别模型准确率总体上要比前三种方式提升约 2%,总体识别准确率在 95% 左右. 上述结果进一步证明了本文的单天线方案及进一步特征强化方法的现实可行性.

5.2.3 多场景实验效果

为了验证本文方案的跨场景应用能力,对采集到的数据集使用两种不同的划分方法:

划分方法一:使用场景一的数据作为训练集,使用场景二的数据作为测试集;

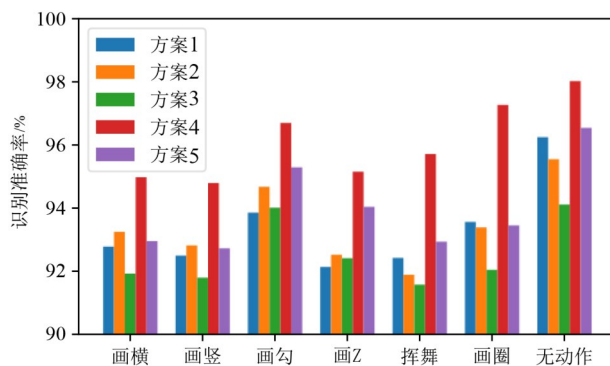


图 18 不同特征处理方法对识别准确率的影响

划分方法二:将场景一和场景二的数据混合后,在其中随机划分选取训练集和测试集.

所有数据均完整使用本文提出的方法,即前文提到的第四种特征处理方案. 将划分好的训练集和测试集分别利用 SVM 模型进行训练和测试. 图 19 展示了这两种划分方式下,训练模型对七种动作的识别准确率. 实验结果显示,在两种划分方法的情况下,模型识别的准确率并没有明显的差距,基本保持一致. 这说明本文所提的方法具备一定程度上的跨场景应用能力,在面对不同环境的数据时,具备一定的健壮性.

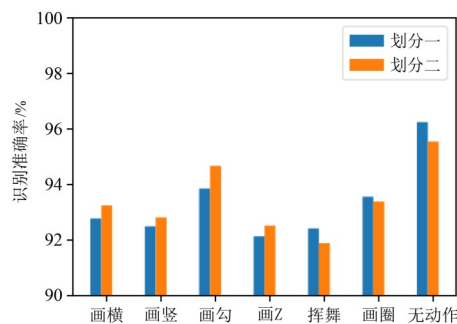


图 19 实验环境对识别准确率的影响

5.2.4 不同对象实验效果

本文的数据集收集了三个实验对象的实验数据,为了进一步验证本文方案对不同实验对象的有效性,我们对数据的训练集和测试集重新做了不同的划分,分别为:

- (1)以对象1的数据作为训练集,其余数据作为测试集.
- (2)以对象2的数据作为训练集,其余数据作为测试集.
- (3)以对象3的数据作为训练集,其余数据作为测试集.
- (4)随机划分全量数据集的三分之一作为训练集,剩余三分之二作为测试集,以作参照.

仍然采用 SVM 模型进行训练和分类,如图 20 所示,展示了在上述四种情况下,模型综合准确率的具体表现. 结果显示,使用本文方案时四种情况下的模型准确率均在 95% 左右徘徊,并没有发现有明显的差异. 实验结果进一步体现了本文方案对模型稳定性的贡献.

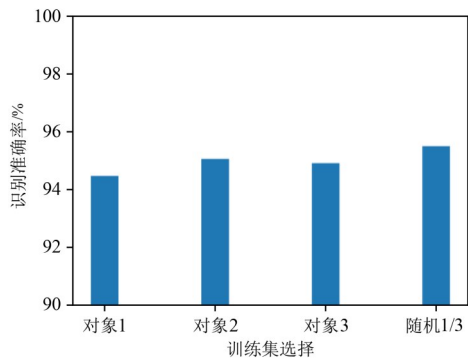


图 20 不同对象对识别准确率的影响

5.2.5 不同采样率实验效果

本文数据集采集时的采样率为 100 Hz, 为对比不同采样率对模型识别准确率的影响, 本文将通过抽取原数据的方式, 模拟采样率为 50 Hz、60 Hz、70 Hz、80 Hz、90 Hz 的情况. 训练过程中采用 SVM 模型, 以 1:1 的比例随机划分训练集和测试集. 如图 21 展示了本文场景下不同采样率对训练准确率的影响. 结果显示, 随着采样率的提升, 模型的识别效果也逐步提升.

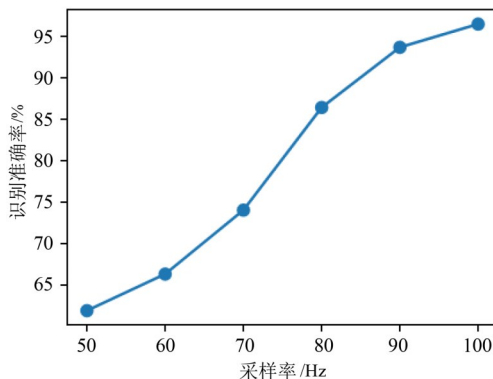


图 21 不同采样率对识别准确率的影响

6 总结

在本文中, 我们提出并论证了利用单天线多载波构建 CSI 比率模型的可行性. 基于轻量化的 CSI 提取工具, 同时结合菲涅尔区模型提出 CSI 选择及特征强化的相关方法, 包括子载波选择算法和动作特征生成算法. 利用 CSI 在复平面上的表现特性进行拟合与相位对齐, 结合子载波选择、滤波和重组实现了在单天线场景下动作特征的高效生成. 最后, 本文设计了一系列的验证实验, 证实单天线多载波方案在构建 CSI 比率上的潜力, 有效地降低了后续训练识别的算法复杂度, 且其关键性结论均符合菲涅尔区模型理论.

然而, 本文的研究依然存在一些局限. 实验数据、实验场景和实验对象的数量存在局限性, 没有研究在大规模、多人、强干扰环境下的表现. 未来, 将继续在无线感知领域深入研究, 将在本文的基础上, 在多场景、

多用户环境下进行可行性和泛化性研究, 进一步推动单天线方案的落地和推广. 本文提出的技术在资源受限的轻量化场景下具有强大的优势, 可以广泛应用于手势识别、步态检测、智能家居等场景.

参考文献

- [1] WANG X M, YU H L, KOLD S, et al. Wearable sensors for activity monitoring and motion control: A review[J]. *Biomimetic Intelligence and Robotics*, 2023, 3(1): 100089.
- [2] COOTES T F, TAYLOR C J. Statistical models of appearance for medical image analysis and computer vision[C]// *Medical Imaging 2001: Image Processing*. Bellingham: SPIE, 2001: 236-248.
- [3] SHARMA H, HAQUE A, BLAABJERG F. Machine learning in wireless sensor networks for smart cities: A survey [J]. *Electronics*, 2021, 10(9): 1012.
- [4] KUMAR S A, ILANGO P. The impact of wireless sensor network in the field of precision agriculture: A review[J]. *Wireless Personal Communications*, 2018, 98(1): 685-698.
- [5] 杨小龙, 唐婷, 李兆玉, 等. 基于图卷积神经网络的室内穿墙无源目标检测算法[J]. *电子学报*, 2024, 52(2): 614-625.
YANG X L, TANG T, LI Z Y, et al. Indoor through-the-wall passive target detection algorithm based on graph convolutional neural network[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(2): 614-625. (in Chinese)
- [6] WOYACH K, PUCCINELLI D, HAENGGI M. Sensorless sensing in wireless networks: Implementation and measurements[C]//2006 4th International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks. Piscataway: IEEE, 2006: 1-8.
- [7] ZHANG D, MA J, CHEN Q B, et al. An RF-based system for tracking transceiver-free objects[C]//Fifth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom'07). Piscataway: IEEE, 2007: 135-144.
- [8] JONDALE S R, DESHPANDE R S, WALKE S M, et al. Issues and challenges in RSSI based target localization and tracking in wireless sensor networks[C]//2016 International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques (ICACDOT). Piscataway: IEEE, 2016: 594-598.
- [9] LI G Q, GENG E X, YE Z Y, et al. Indoor positioning algorithm based on the improved RSSI distance model[J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 2820.
- [10] WANG Q, LI H, ZHAO D, et al. Deep neural networks for CSI-based authentication[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 123026-123034.
- [11] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. Tool release

- [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(1): 53.
- [12] XIE Y X, LI Z J, LI M. Precise power delay profiling with commodity WiFi[C]//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2015: 53-64.
- [13] SCHULZ M, WEGEMER D, HOLLICK M. The Nexmon firmware analysis and modification framework: Empowering researchers to enhance Wi-Fi devices[J]. Computer Communications, 2018, 129: 269-285.
- [14] ATIF M, MURALIDHARAN S, KO H, et al. Wi-ESP—A tool for CSI-based device-free Wi-Fi sensing (DFWS) [J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2020, 7(5): 644-656.
- [15] GU Y, ZHAN J H, JI Y S, et al. MoSense: An RF-based motion detection system via off-the-shelf WiFi devices [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(6): 2326-2341.
- [16] YANG Z Z, WANG X, XIA D Y, et al. Sequence-based device-free gesture recognition framework for multi-channel acoustic signals[C]//ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE, 2023: 1-5.
- [17] ARMENTA-GARCIA J A, GONZALEZ-NAVARRO F F, CARO-GUTIERREZ J, et al. Mining Wi-Fi channel state information for breathing and heart rate classification [J]. Pervasive and Mobile Computing, 2023, 91: 101768.
- [18] ZHU H, XIAO F, SUN L J, et al. R-TTWD: Robust device-free through-the-wall detection of moving human with WiFi[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(5): 1090-1103.
- [19] FENG C H, ARSHAD S, LIU Y H. MAIS: Multiple activity identification system using channel state information of WiFi signals[C]//International Conference on Wireless Algorithms, Systems, and Applications. Cham: Springer, 2017: 419-432.
- [20] ZHU D L, PANG N, LI G, et al. NotiFi: A ubiquitous WiFi-based abnormal activity detection system[C]//2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Piscataway: IEEE, 2017: 1766-1773.
- [21] GAO Q H, WANG J, MA X R, et al. CSI-based device-free wireless localization and activity recognition using radio image features[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(11): 10346-10356.
- [22] ALI K, LIU A X, WANG W, et al. Keystroke recognition using WiFi signals[C]//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 90-102.
- [23] LI C N, LIU M N, CAO Z C. WiHF: Enable user identified gesture recognition with WiFi[C]//IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE, 2020: 586-595.
- [24] MA Y S, ZHOU G, WANG S Q. WiFi sensing with channel state information[J]. ACM Computing Surveys, 2020, 52(3): 1-36.
- [25] WANG H, ZHANG D Q, MA J Y, 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. New York: ACM, 2016: 25-36.
- [26] WU D, ZENG Y W, ZHANG F S, et al. WiFi CSI-based device-free sensing: From Fresnel zone model to CSI-ratio model[J]. CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction, 2022, 4(1): 88-102.
- [27] LI X, LI S J, ZHANG D Q, et al. Dynamic-MUSIC: Accurate device-free indoor localization[C]//Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York: ACM, 2016: 196-207.
- [28] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Understanding and modeling of WiFi signal based human activity recognition[C]//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 65-76.
- [29] QIAN K, WU C S, YANG Z, et al. Decimeter level passive tracking with WiFi[C]//Proceedings of the 3rd Workshop on Hot Topics in Wireless. New York: ACM, 2016: 44-48.
- [30] ZHANG D Q, WANG H, WU D. Toward centimeter-scale human activity sensing with Wi-Fi signals[J]. Computer, 2017, 50(1): 48-57.
- [31] WU D, ZHANG D Q, XU C R, et al. Device-free WiFi human sensing: From pattern-based to model-based approaches[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(10): 91-97.
- [32] WU D, ZHANG D Q, XU C R, et al. WiDir: Walking direction estimation using wireless signals[C]//Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York: ACM, 2016: 351-362.
- [33] NIU K, ZHANG F S, CHANG Z X, et al. A Fresnel diffraction model based human respiration detection system using COTS Wi-Fi devices[C]//Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers. New York: ACM, 2018: 416-419.
- [34] KOTARU M, JOSHI K, BHARADIA D, et al. SpotFi: Decimeter level localization using WiFi[C]//Proceedings

of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication. New York: ACM, 2015: 269-282.

- [35] SCHWERDTFEGER H. Geometry of Complex Numbers: Circle Geometry, Moebius Transformation, Non-Euclidean Geometry[M]. New York: Dover, 1979.
- [36] ZENG Y W, WU D, GAO R Y, 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.
- [37] XIAO Y. IEEE 802.11n: Enhancements for higher throughput in wireless LANs[J]. IEEE Wireless Communications, 2005, 12(6): 82-91.
- [38] BELLALTA B. IEEE 802.11ax: High-efficiency WLANS [J]. IEEE Wireless Communications, 2016, 23(1): 38-46.
- [39] PRATT V. Direct least-squares fitting of algebraic surfaces[J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1987, 21(4): 145-152.



丁 潘 男,1989年生,现为东南大学交通学院讲师,主要研究领域为交通大数据建模、智能交通系统.

E-mail: fding5@seu.edu.cn

作者简介



姜 禹 男,1981年生,现为东南大学网络空间安全学院副教授,主要研究领域为无线感知技术、物理层安全、无线网络安全、RFID技术、物联网技术.

E-mail: jiangyu@seu.edu.cn



王佳东 男,1998年生,现为东南大学网络空间安全学院硕士研究生,主要研究方向为无线感知技术在网络安全领域的应用.

E-mail: jiadong_wang@126.com



胡爱群 男,1964年生,现为东南大学信息科学与工程学院教授,主要研究领域为无线物理层安全、移动通信内生安全理论与技术.

E-mail: aqhu@seu.edu.cn