Passive Indoor Person Detection Method Based on WiFi-CSI Phase Difference

XU Xinhua[1], WU Zhenhua[1*]
(1.School of Software, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi 330063, China)

Abstract: Indoor personnel detection technology is the premise and foundation of wireless sensing, and its application scenarios are very extensive. In order to effectively distinguish between indoor scenes with dynamic personnel and indoor scenes with static personnel, fine-grained CSI(channel state information) phase difference information is used as the base signal for wireless sensing. The phase difference information utilizes the synergistic effect of frequency diversity and spatial diversity, and contains more information of small motion. Due to the phase ambiguity and initial phase offset, the phase difference sequence has the problem of multi-channel independent time series. From the perspective of a single packet at a certain time of CSI phase data, according to the reason that phase ambiguity and initial phase offset lead to multi-channel time series, a phase difference correction algorithm is proposed to remove the influence of phase ambiguity and initial phase offset and phase difference is used for personnel detection. In the passive indoor personnel detection, the average accuracy of dynamic personnel detection is about 98.85%, and the average accuracy of static personnel detection is about 95.99%. Because the extracted features are physically reasonable and unrelated to the environment, the human motion speed feature and static human respiratory feature have certain robustness to the environment and time dynamics. Experiments show that the phase difference correction algorithm proposed can effectively correct the phase difference and remove the influence of phase ambiguity and initial phase offset. Personnel detection based on phase difference can achieve high accuracy.

Key words: signal processing, indoor personnel detection, phase difference correction, channel state information, phase difference, phase ambiguity
EEACC: 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2025.10.010

基于 WiFi-CSI 相位差的被动式室内人员检测方法

许新华, 吴振华*
(南昌航空大学软件学院, 江西 南昌 330063)

摘 要: 室内人员检测技术是无线感知的前提和基础, 其应用场景非常广泛。为了有效区分室内存在动态人员的场景和室内存在静态人员的场景, 使用细粒度高的 CSI(Channel State Information)相位差信息作为无线感知的基信号。相位差信息同时利用了频率分集和空间分集协同作用, 蕴含着更多微小运动的信息。由于相位存在相位模糊和初始相位偏移, 导致相位差序列存在多路独立时间序列的问题, 从 CSI 相位数据某时刻单个数据包角度, 根据相位模糊和初始相位偏移导致多路时间序列的原因, 提出一种相位差矫正算法去除相位模糊和初始相位偏移的影响并用相位差进行人员检测。在被动式室内人员检测中, 动态人员检测平均准确率达到 98.85%左右, 静态人员检测平均准确率达到 95.99%左右, 因为提取的特征是物理上合理且与环境无关的人体运动速度特征和静态人体呼吸特征, 对环境和时间动态具有一定的鲁棒性。实验表明, 所提出的相位差矫正算法能有效矫正相位差, 去除相位模糊和初始相位偏移的影响。基于相位差的人员检测能实现较高的准确率。

关键词: 信号处理; 室内人员检测; 相位差矫正; 信道状态信息; 相位差; 相位模糊
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2025)10-1800-10

室内人员检测作为室内无线感知的重要应用场景, 其应用也必将越来越广泛。尽管传统人体检测方法如基于红外线、视频图像、雷达、射频识别等技术在室内人员检测方案中取得了较高的检测率, 然而, 这些方案通常需要专用设备, 成本较高且缺乏普适性。随着无线基础设施的广泛部署, Wi-Fi 技术因其低硬件成本、易用性和广泛的信号覆盖范围而迅速引起研究人员的关注[1]。

Youssef 等[2]在 2007 年首次提出了无源入侵检测的概念, 即检测目标无需佩戴任何设备、且无需主动配合的被动式检测, 该研究引起了相关领域研究人员的广泛兴趣。早期无线感知所采用的主要信号

收稿日期: 2023-09-11 **修改日期**: 2023-12-11

特征是接收信号强度指示(RSSI),但其自身固有时变性导致其稳定性很差:在相同条件下相同位置不同时刻的 RSSI 测量值也会有很大差异,这极大限制了 RSSI 感知的鲁棒性和可靠性[3]。WiFi 的信道状态信息(Channel State Information,CSI)是 Wi-Fi 的物理层信息,受多径效应影响较小,具有出色的稳定性,并且其数据易于获取,因此可广泛应用于室内无线感知场景[1]。与传统的 RSSI 相比,基于子载波的 CSI 包含更为丰富的信道信息,从而可实现更高精度的环境感知。因此,自 2010 年以来基于 CSI 的无线感知技术吸引了国内外高校和科研机构的重点关注,并涌现出许多优秀的研究成果[4]。

在无线感知的研究中,大部分研究均以目标的移动性为检测的先决条件,并且大都只使用了 CSI 的幅值信息作为检测指标,较少有研究采用相位信息作为信号特征,或针对静态目标的检测展开,尤其是跨域问题更是鲜有涉及。近年针对 CSI 室内人员检测跨域问题的研究,逐渐被重视。所谓 CSI 室内人员检测跨域问题是指:利用某个时间段、针对某个特定环境训练的模型,对该时间段内、该特定环境中人员的检测可以达到非常好的效果(高达 99%),即使只是使用幅值这样更简单的特征。但是在新域内,比如新的时间段或者室内环境发生变化,则检测准确率急剧下降,甚至降到 50%以下。文献[5]指出基于 CSI 的感知系统在实际场景中容易受到时间和环境动态的影响,因为它们的性能随着室内环境中的波动而降低。

为了解决上述问题,本文试图在 CSI 信号中提取物理上合理且与环境无关的域不变特征,人的移动和呼吸对 CSI 产生影响,分别是运动人体和静态人体物理上合理且与环境无关的特征。当室内存在静态人员时,呼吸活动会导致室内无线信号传播路径发生周期性变化。然而,与人体移动引起的信号波动相比,静态人员呼吸引起的变化微弱且人一般位于非视距路径[4]。由于这种微弱性以及信号强度变化的微弱性,仅通过幅值信息已经无法准确反映环境的变化。静态人员场景引起的幅度变化非常微小,想要提取有关特征非常困难,即使提取出来效果也不佳,但是在相同情况下,比幅值更细粒度的相位差信息可以更能反应呼吸这种细微动作。

本文的主要贡献有:①分析了相位差序列存在多路独立时间序列的原因,并以此提出一种相位差矫正算法去除相位模糊和初始相位偏移造成的影响,使相位信息能够作为基信号输入模型;②提出一种被动式、低成本、高准确并对时间环境动态有一定鲁棒性的基于相位差的人员检测方法。

1　相关工作

1.1　域不变特征

域不变特征指的是在不同环境或条件下保持一致的关键特征,这些特征的提取和分析有助于实现跨域任务的泛化和模型的稳定性。

在室内环境中,相对于无人场景和存在静态人员场景,室内有人移动时,CSI 信号会呈现较为显著的波动。为了在跨域情境下,从 CSI 数据本身错综复杂的演变中辨识由人员移动引起的 CSI 数据的变动,从而实现对动态人体的检测,需进一步提取蕴含人体移动速度的特征。这类特征相对于因跨域而引起的 CSI 数据变化的特征具有本质上的差异,可作为物理上合理且与环境无关的特征。

文献[6]将人体的移动速度与 CSI 的二阶统计量即自相关函数(Auto-Correlation Function,ACF)联系起来,提取物理上合理且与环境无关的速度特征,并基于独特的富散射多路径模型,可以捕捉一个人在墙后>10 m 远时的步态速度。因此,动态人员检测的域不变特征是对 CSI 信号进行样本级别的 ACF 计算,捕获信号中的速度信息。这一计算过程被设计为突显样本中的速度特征,从而在人员检测中提供更为准确和稳定的特征表示。这种处理方法能够使得特征表示在不同采集环境和时间条件下保持一定的稳定性,从而增强了动态人员检测系统的泛化性和鲁棒性。

静态人体导致 CSI 信号产生的波动非常小,为了提取物理上合理且与环境无关的特征,利用呼吸过程中胸部位移引起的微小信号变化。胸部扩张和收缩,使信号路径长度随之变化,这种差异使得信号的幅度和相位发生变化,以此能够提取有关呼吸速率的信息,并应用于检测静态人体场景[7]。由于环境噪声和传输功率的变化,幅度中的噪声表现为高能脉冲和爆发噪声,这种变化掩盖了人类活动引起的小幅度变化。呼吸信息在 CSI 中极其微弱,在幅度中极易被噪声掩盖,就算提取了有关特征,也极易与无人场景提取的特征相关,导致模型效果不佳;而相位却还能较为准确地反映呼吸信号,因为 CSI 相位相对于 CSI 幅度是更细粒度的信息,在非视距路径下也能提取到微弱信号的特征[8]。

文献[8]对测量的 CSI 相位信号的稳定性和周期性进行了严格的分析,提出两个天线之间的 CSI 相位值的差异随着时间的推移是高度稳定的,并指出相位差比测量的相位值更稳定。该文献还提出和证明了,在多径室内环境,当呼吸频率为 f_b 的人胸

部反射出 *WiFi* 信号时，接收器的任何天线接收到的射频信号真实相位的变化也是频率为 f_b 的周期信号；进一步得出结论，任何一对天线之间的真正相位差是频率为 f_b 的周期信号。因此，静态人员检测的域不变特征是通过提取 CSI 信号的相位信息，构建相位差信息，以矫正后的相位差作为基信号，并经过预处理操作，使得 CSI 信号能够较为精准地反映人体呼吸的周期信号。如图 1(e)中 CSI 信号在人静止时类似正弦的周期信号。

1.2 CSI 的相位

CSI 信息描述了信道中的传输特性，与 CSI 的幅度信息相比，CSI 的相位信息提供了更为丰富和细致的数据。CSI 的相位表示了信号在传播过程中的相对偏移，对于理解信道的时空特性至关重要，可以提供关于信道反射、散射和传播路径的详细见解。

对于 CSI 相位信号，由于硬件的缺陷，收发器的中心频率不能完全同步，故存在相位偏移，即载波频率偏移(CFO)。由于时钟不同步，传输对的采样频率会出现偏移，即采样时间偏移(SFO)。由于报文到达接收端的时间与接收端检测到报文的时间差，引入了相位偏置，即报文检测时延(PDD)。PDD 的相位偏移与 SFO 有相似的效果[9]。考虑 CFO、SFO 和 PDD，Intel 5300 实际采集到的 CSI 相位表示为：

$$\hat{\phi}_i=\phi_i+2\pi f_i\alpha_i+\beta_i+Z \tag{1}$$

式中：i 为某一子载波，ϕ_i 为真实相位，$2\pi f_i\alpha_i$ 为时钟偏移和中心频率偏移引起的相位偏移，β_i 是在锁相环路阶段引入的初始相位偏移，Z 为相位值中较小的随机噪声[10]。我们需要去除这些相位偏移以正常使用相位信息，提取蕴含在 CSI 中的人类活动信息。

1.3 CSI 的相位差

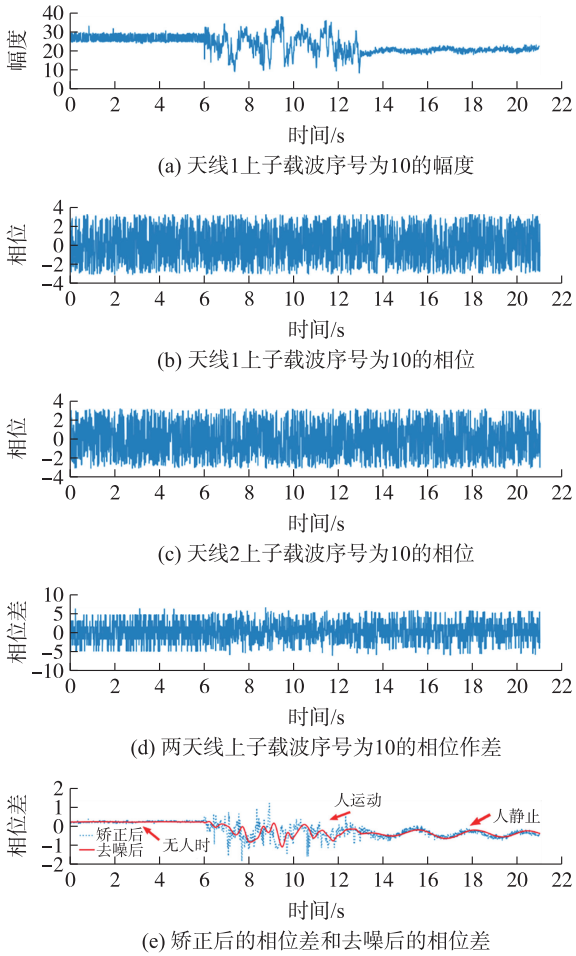
文献[10]提出两根天线上 CSI 相位相减所得的相位差对行为识别是比幅度更敏感的基信号，可以实现非常可靠的跌倒和跌倒样行为的分割。文献[11]用实验验证了相位差的稳定性、敏感性和位置独立性。因此，本文旨在利用 CSI 相位差进行人员检测。在此之前，必须对相位差进行详细分析。

在相位信号中，载波频率偏移引起的相位偏移在子载波和天线上是相同的，并且接收的天线共用同一个射频振荡器，所以采样时间偏移引起的相位偏移在不同的天线上是相同的。Intel 5300 网卡具有相同的时钟和相同的下变频器频率，使得从两根天线同一子载波上测得的相位具有相同的包检测延迟、采样周期、频差和相同的子载波索引。这为利用两根天线的相位差来消除部分随机相位偏移提供了可能[12]。接收端两天线上子载波序号相同的相位相减获得相位差，故两根天线之间的子载波 i 上测量的相位差可以近似为：

$$\Delta\hat{\phi}'_{21}=\Delta\phi_{21}+2\pi f\Delta\alpha+\Delta\beta+\Delta Z=\Delta\phi_{21}+\Delta\beta+\Delta Z \tag{2}$$

式中：$\Delta\phi_{21}$ 为真实的天线相位差，$\Delta\beta$ 为初始的相位偏移差常数，ΔZ 为测量噪声差。两天线有相同时钟和下变频，因此 $\Delta\alpha=0$[13]。

图 1 展示了室内环境中从无人到人在运动再到人静止坐着的 CSI 接收端天线 1 的幅度、接收端天线 1 和 2 的相位、两天线构造的相位差以及经过矫正后的相位差的对比。根据图 1(d)，我们可知，直接提取的相位差信息不能直接使用，需进一步矫正。而从图 1(e)可见，经矫正后的相位差能有效检测静态人员的呼吸信号，可用于静态人员的检测。



(a) 天线1上子载波序号为10的幅度
(b) 天线1上子载波序号为10的相位
(c) 天线2上子载波序号为10的相位
(d) 两天线上子载波序号为10的相位作差
(e) 矫正后的相位差和去噪后的相位差

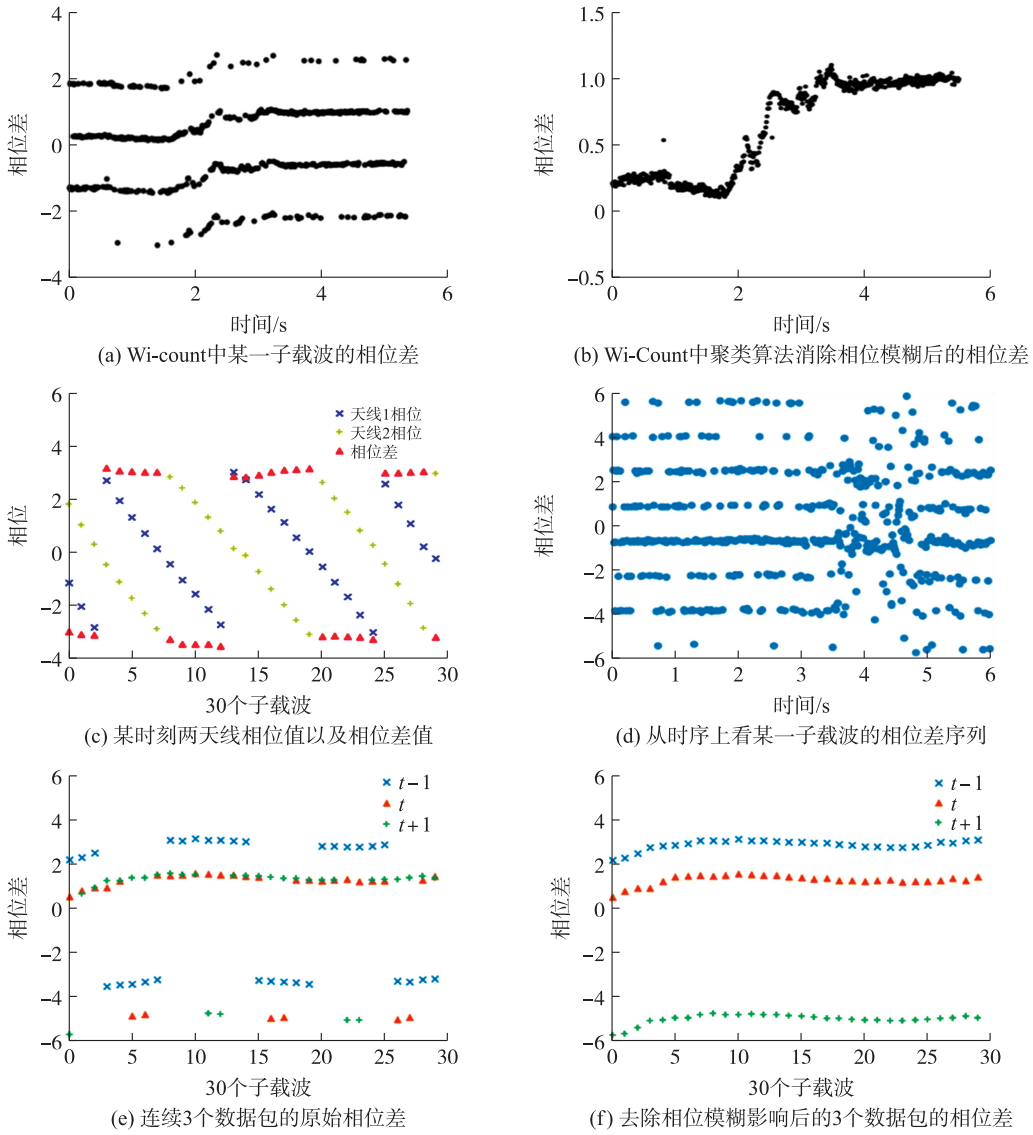
图 1 室内无人到有人运动再到人静止坐着的 CSI 接收端天线 1 的幅度、接收端天线 1 和 2 的相位、两天线构造的相位差和矫正后的相位差的对比图

1.4 相位模糊和初始相位偏移

文献[14]提出 2.4 GHz 无线信号，存在四向相位模糊导致实际相位差为 θ、$\theta+\pi/2$、$\theta-\pi/2$ 和 $\theta-\pi$；5 GHz 无线信号则存在双向相位模糊。文献[15]提

出,在 5 GHz 信道,Intel 5300 网卡存在 4 路相位模糊,Atheros 系列网卡存在两路相位模糊。

文献[16]中使用 Intel 5300 网卡在 2.4 GHz 频段使用定向天线采集 CSI 数据,提取的相位差有四个独立时间序列,如图 2(a)所示,4 路时间序列的存在是由四向相位模糊引起的。文中利用聚类方法消除由相位模糊导致相位差出现 4 路独立时间序列的问题,具体是在时序上,以 100 个数据包为一个窗口,并对其应用 *K*-Means 聚类算法。4 路独立时间序列聚类成四个簇,选择质心最高的一个作为基线,使其他三个簇中的样本值分别加 π/2、π 和 3π/2,4 路独立时间序列就可以被整合成一个序列,如图 2(b)所示。



(a) Wi-count中某一子载波的相位差　(b) Wi-Count中聚类算法消除相位模糊后的相位差

(c) 某时刻两天线相位值以及相位差值　(d) 从时序上看某一子载波的相位差序列

(e) 连续3个数据包的原始相位差　(f) 去除相位模糊影响后的3个数据包的相位差

图 2　CSI 数据相位差

在我们的实验中,用 Intel 5300 网卡在 2.4 GHz 频段使用全向天线采集 CSI 数据,提取的相位值随机分布于值域范围[−π,π]之间,当相位值达到临界点 π 和−π 时,会发生反相,一般存在四向相位模糊,如图 2(c)天线 1 和天线 2 的相位所示。该相位并非真实相位值,无法直接用于无线感知,这也是大部分研究者没有使用相位进行无线感知的部分原因。在时序上看相位差序列,相位模糊和初始相位偏移导致相位差序列存在 8 路时间序列,相位差值域范围为[−2π,2π],每一路序列值域范围的大小约为 π/2,如图 2(d)所示。

从某时刻单个数据包角度看相位模糊的影响,如图 2(c)所示,叉号(“×”)和加号(“+”)分别是接收端第一根天线和第二根天线的相位,而正三角形(“Δ”)则表示两天线相位值相减后的相位差。可以看出,子载波数据之间的变化趋势可以拟合成平滑的曲线;在每路相位模糊边界处,就会导致相位差出现异常点,这些异常点在时序上形成多路时间序列。

若从时序上看 30 个子载波,去除相位模糊影响

后,受初始相位偏移的影响,子载波序列是随机分布的,并由此产生多路独立时间序列,并且这些序列和由相位模糊导致的多路时间序列是重合的,如图 2(e)所示的 t 时刻和 $t+1$ 时刻的相位差。同时刻 30 个子载波之间的初始相位偏移是相同的,如图 2(f)所示,因此可通过一定的手段去除初始相位偏移的影响。通过以上分析可知,相位差的多路独立时间序列是在相位模糊和初始相位偏移的共同影响下形成的。

文献[16]采用聚类算法解决相位差序列中存在 4 路独立序列的问题,但未考虑初始相位偏移对序列的潜在影响。值得注意的是,在我们采集的 CSI 数据中,相位差序列包含 8 路独立时间序列。因此,在某些活动场景下,相位差 8 路独立序列过于密集,导致各簇样本值混淆。具体而言,如图 2(d)所示,在 $t=4$ s 时的数据中,各簇的部分边界值发生重叠,难以明确确定样本属于哪一簇。

本文提出一种从某时刻单个数据包 30 个子载波角度对相位差进行矫正的算法,消除相位模糊带来影响的同时去除初始相位偏移,核心思想是根据相位模糊将异常段移到合适距离,并对初始相位偏移做出一定的限制来完成相位差矫正。具体实现在第 2 节的相位差矫正中描述。

2 基于相位差的被动式室内人员检测方法

通过 WiFi-CSI 相位差数据来被动式检测室内人员存在的流程如图 3 所示,主要包括数据采集、数据预处理和神经网络训练检测三个组成部分。基于

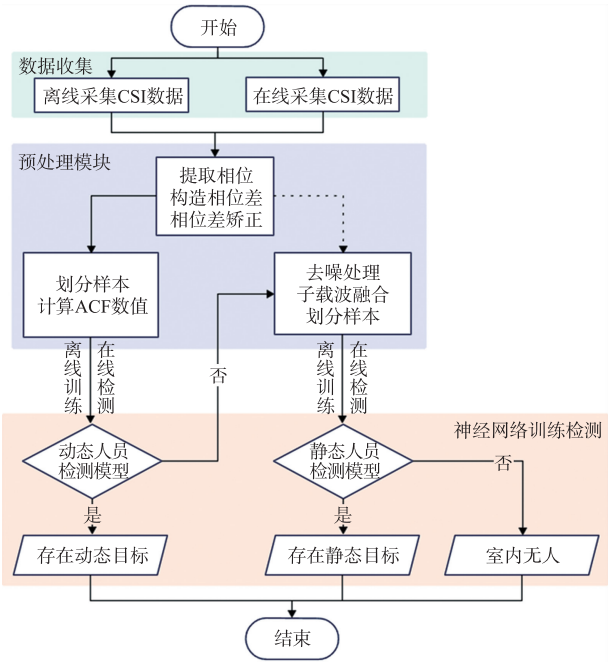


图 3 室内人员检测方法流程

相位差的被动式室内人员检测方法分为离线和在线两个阶段。离线准备阶段,采集数据后,根据目标的不同进行不同的预处理操作构造两种场景的离线指纹数据库,指纹库数据送入两种检测场景对应的模型进行训练并将其存储。在线阶段,采集数据后进行同样的预处理操作后构造在线指纹,送入对应模型预测当前室内状态。

2.1 CSI 预处理

CSI 预处理过程如下:采集 CSI 数据后,从 CSI 提取相位信息,接收端两天线上子载波序号相同的相位相减消除部分随机相位偏移构造相位差信息;对相位差进行矫正,划分样本计算 ACF 数值后进行动态人员检测;在相位差矫正后再进行去噪、子载波融合后得到数据增强信号,划分样本后进行静态人员检测。

2.1.1 相位差矫正

相位差矫正就是去除相位模糊和初始相位偏移对相位差的影响。图 4(a)所示是我们实验中采集 CSI 的某个数据包在接收器的两根天线上 30 个子载波的相位值与相位差数据。其中叉号(“×”)和加号(“+”)分别是接收端第一根天线和第二根天线 30 个子载波的相位值,三角形(“Δ”)是这两根天线相位值相减所得的相位差。由于相位模糊,天线间相位相减时,相位边界值相减导致该处的相位差值成为异常值,由此形成相位差片段。从图中可以看出,相位差片段变化趋势是一致的。相邻子载波之间的初始相位偏移一样,异常相位差片段经过合适的位移后,30 个子载波相位差值变化趋势是连续的。相位差矫正方法就是将这些异常相位差片段移动到原始相位差位置,并在时序上对初始相位偏移进行矫正。具体步骤如下:①相位差连续值成段。异常相位差片段是两天线相位边界值相减造成的,故异常相位差片段和正常相位差片段之间的距离大于 π,相邻子载波之间距离小于 $\pi/2$ 的认定为连续值,所有连续的值形成一段,如图 4(b)所示。②确定异常段偏移距离。采集的 CSI 相位取值范围为$[-\pi,\pi]$,30 个子载波在同一时刻的相位会形成一个趋势,唯独在临界区(靠近$-\pi$ 或 π 的位置)相邻的两个子载波的相位会发生约为 2π 的偏移。即相位值在临界区发生反相,导致相位差异常段偏移约 2π。③去除相位模糊的影响。将每个异常段移动合适的距离,去除相位模糊的影响,如图 4(c)所示。④消除初始相位偏移的影响。两天线相位相减和相位差去除相位模糊影响后 30 个子载波之间的初始相位偏移是相同的,某时

刻相位差初始相位偏移差是一个常数,在[-2π,2π]中随机分布。因此手动将相位差初始相位偏移差常数 $\Delta\beta$ 设置为 0,可以消除这种初始相位偏移,最后结果如图 4(d)所示。

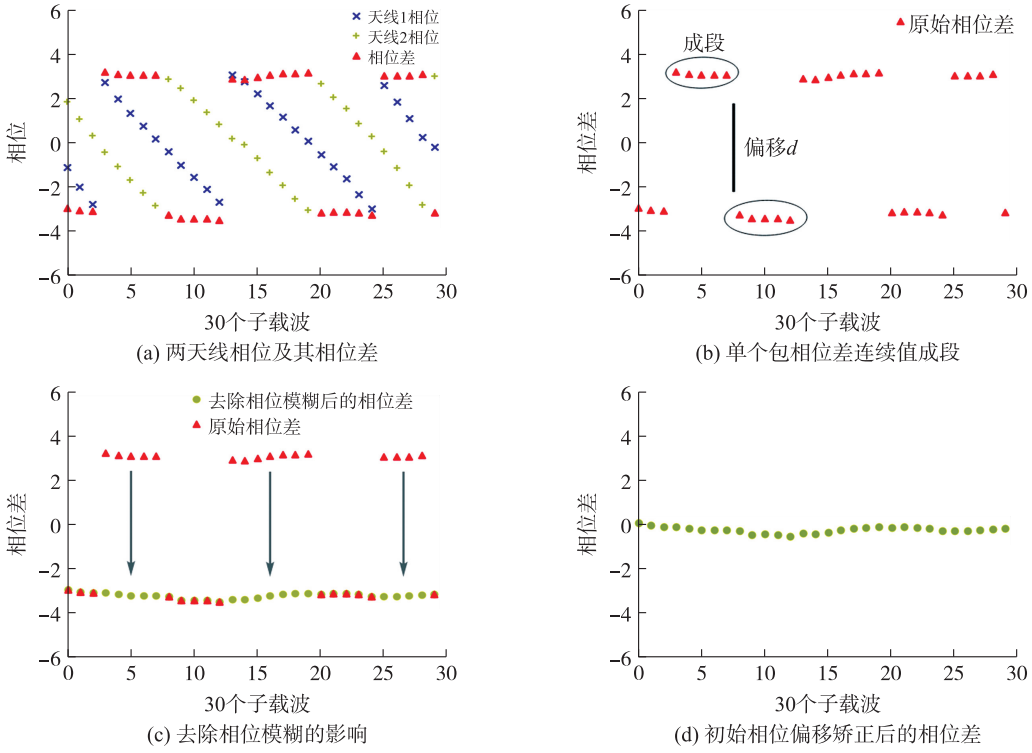


图 4　某时刻单个数据包相位差矫正步骤

2.1.2　相位差去噪

受到信号干扰、环境噪声等异常情况的影响,原始 CSI 信号存在一些明显不是人体运动引起的异常信号突变,通常会包含一部分有偏的异常测量值,采用了 Hampel 方法进行异常点的识别和纠正[4]。

由于环境电磁干扰、气压和温湿度变化等引起高频噪声,而人体活动引起的信号变化通常集中在低频范围,故采用低通滤波方法进行高频噪声滤除[4]。在时序上,使用巴特沃斯滤波器进行去噪。

由于环境噪声具有比较大的随机性,会影响最后的结果,在低通滤波后采用 Savitzky-Golay 滤波器进一步滤除环境噪声,在不改变信号趋势、宽度的情况下提高数据的精度。

2.1.3　基于频率分集的相位差时序信号增强

因为每个子载波的中心频率不同,在频率选择性衰落下,信号在传播过程中的衰减也各不相同,即不同子载波对活动的敏感程度存在差异。因此,可以利用频率分集来抵消小尺度衰落效应[12]。本文将所有子载波按上面所述步骤处理后,在每个时刻对相位差信号进行累加。具体而言,在每个时刻,对一个数据包的 30 个子载波的相位差的值进行求和。使用累加的相位差信号作为增强信号,这表示将所有子载波的相位差信息进行融合,形成一个单一的增强信号。最终得到每一时刻的相位差 $\Delta\tilde{\phi}$,可以表示为:

$$\Delta\tilde{\phi}=\sum_{i=1}^{30}\Delta\phi_i' \tag{3}$$

子载波融合信号的变化趋势与单一子载波相同,并且波动范围被放大,说明信号得到增强[12]。

2.2　室内人员检测模型设计

噪声去除技术可以消除相对高频的环境噪声,同时保留低频频谱中由目标运动引起的 CSI 变化。但是,去噪后的 CSI 仍然是与域相关的。相位偏移去除技术可以抑制 CFO、SFO 和 PDD 的混淆影响,使 CSI 的相位更加准确,但也不能消除不同域对相位的影响[10]。故需要新的算法处理数据提取特征,而不考虑特定域的属性。通过探索 CSI 在不同域间变化的共同特征,筛选出域不变特征,如人体运动过程中的移动速度和静态人体的呼吸信号。在这一处理过程中,域不变特征成功地将人体运动和呼吸活动在样本中凸显出来。这有助于增强数据中的关键信息,在域适应任务中发挥着重要作用。将蕴含域不变特征的样本送入神经网络进行训练和预测,以检测室内是否存在人体。这一方法使得我们无需具体计算人运动时的移动速度和人静止时的呼吸速率,而只需利用神经网络自动学习并检测这些关键

生理特征,从而实现对室内人员的高效检测。

动态人员检测:在进行相位差矫正后,每个样本被定义为以 1 s 为单位的 100 个数据包。每个数据包包含 30 个子载波,形成了一个大小为 100×30 的矩阵。该矩阵被拉伸成一个一维向量,并通过调用包计算每个样本的 ACF 数值。最终,输出的是一个样本大小为 3 000 的一维向量。借助包含明显速度特征的样本,构建动态人体场景指纹数据库,并将其输入神经网络进行训练,以获得动态人员检测模型。

静态人员检测:静态人体呼吸活动会引起室内无线信号传播路径的周期性微弱变化且极其容易被噪声掩盖。因此相位差矫正后进行滤波去噪并进行子载波融合,得到增强信号。因为在静止状态下,成年人正常呼吸频率随年龄变化,通常表现为每分钟呼吸次数在 12 到 20 之间[17],所以每个样本包含 s 的 500 个数据包,即构成样本大小为 500 的一维向量,用于构造静态人体场景指纹数据库,将数据送入神经网络训练模型,得到指纹信号与室内人员情况的关系映射模型。

本文所采用的 BP 神经网络具体参数如下:模型包括两个隐含层,每一隐含层的神经元数量设定为输入元素数量的一半,激活函数选用了 Sigmoid 函数。为了优化网络参数,采用了 Adam 优化器,其自适应学习率机制有助于在训练过程中更有效地调整权重。采用了 BCEWithLogitsLoss( ) 作为损失函数以适用于二元分类问题。这一系列的网络参数设置旨在确保模型在任务中达到较好的性能表现和泛化能力。

在线阶段,实时采集并处理数据,先送入动态人体检测模型输出动态人体检测估计结果,若预测存在动态目标则预测结束;否则在相位差矫正后进一步处理数据,再送入静态人体检测模型输出静态人体检测估计结果,要么预测为室内存在静态人体,要么预测为室内无人,预测结束。

3 实验与评估

3.1 实验场景和设备

在实验中,我们使用安装 Intel 5300 网卡和 Ubuntu 14.04 系统的台式电脑作为接收器,配合 TP-LINK 路由器作为发射器,借助 Halperin 等[18] 的 CSI-Tool 工具构建使用自定义修改的固件和开源 Linux 无线驱动程序,在家居及办公环境中部署设备并采集 CSI 数据。路由器以 100 Hz 的采样率向接收端发送数据包(即每秒发送 100 个数据包),无线模式为 802.11n 协议,工作在 2.4 GHz 频段带宽为 20 MHz 的 6 信道下。7 个志愿者分别在两个典型环境:复杂的家居环境和办公室内进行大量实验。实验在 1 个月的时间内分几次进行,前几次采集间隔了几天,实验环境有微小的改变,后几次每天晚上采集数据,保持环境不发生变化。办公室是一个 3.89 m×7.51 m 的房间,有一个大桌子和大量的椅子,以及一些日常办公用品。在无人场景中,保持室内无人,配合远程桌面连接程序进行远程数据采集。在静态人员场景中,以不同人数多次围绕办公桌随机坐在椅子上进行数据采集。在动态人员场景中,不同人数多次围绕办公桌以正常速度步行进行数据采集。实验场景如图 5 所示。

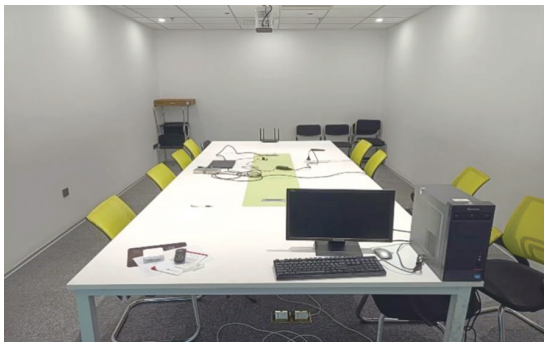


图 5 实验场景图

3.2 相位差矫正、去噪、融合方法的实验验证

本小节将详细呈现相位差矫正、去噪处理和载波融合方法在实际 CSI 数据中的实验验证。实验旨在验证所提方法在 CSI 数据中的有效性,并通过对比图表以直观方式展示实验结果。为了进行全面的实验验证,我们在会议室中收集了室内从无人到有人运动再到人静止坐着的 CSI 数据。

首先验证相位差矫正算法。对采集的 CSI 数据提取相位,让接收端两天线上子载波序号相同的相位相减构造原始相位差。随后,对原始相位差进行相位差矫正,我们展示了相位差矫正方法的实验过程。图 6 呈现了连续 100 个数据包在 30 个子载波角度上的 CSI 相位、原始相位差、去除相位模糊的相位差以及去除初始相位偏移影响后的相位差,其中一条线代表一个数据包。从图中可以观察到,相位和原始相位差并不适用于无线感知任务,而本文对相位的处理使得其从混乱无序变得更加有序。

其次,通过时序对比图直观呈现了相位差矫正前后的显著效果,以及经过去噪处理后的成果。图 7(a)和图 7(b)分别展示了原始相位差和矫正后的相位差。可以观察到,提出的相位差矫正算法成功地克服了由相位模糊和初始相位偏移导致的相位

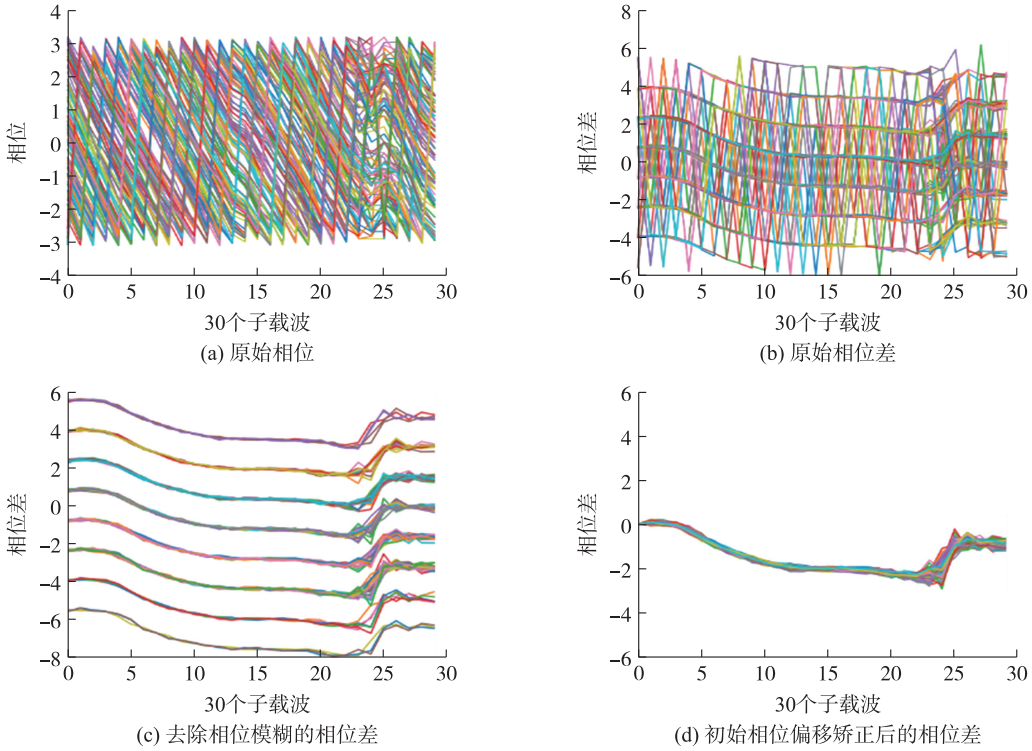


图 6　100 个数据包 CSI 相位处理过程的演示

差序列中存在 8 路独立时间序列的问题。而在图 7(c)中,展示了相位差矫正后再经过去噪处理的结果。该处理显著取得了出色的滤波效果,成功滤除了大部分异常点和环境噪声,同时保持了由人体活动引起的 CSI 变化,使得相位差能够在无线感知任务中得以有效应用,为相位差矫正方法的有效性提供了有力的验证。

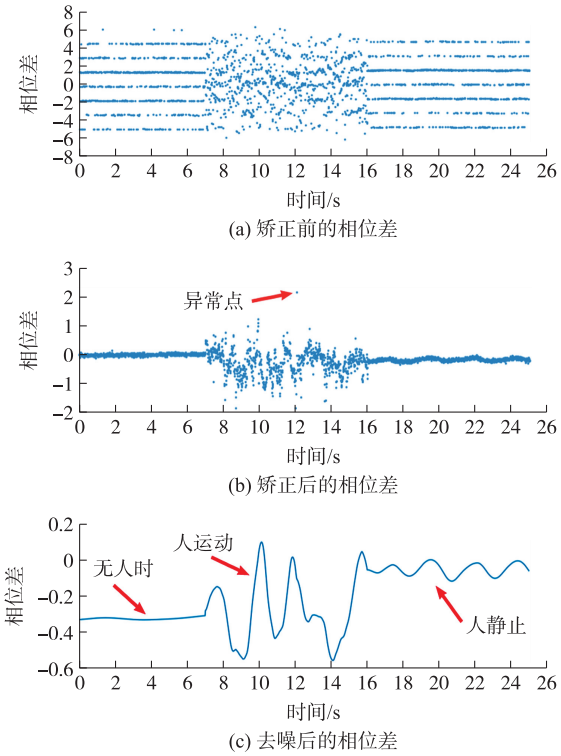


图 7　子载波为 10 的相位差矫正前后对比图以及去噪后对比图

接下来,展示了子载波融合方法的效果图。如图 8(a)所示,每一条线对应于一条子载波,不同子载波对于活动的反应各有不同。通过整合所有子载波的信息,所得的增强信号同时具备了空间分集和频率分集的双重特性,为提供更为详尽的信息奠定了基础。如图 8(b)所描绘,融合后的信号呈现出与单一子载波相同的变化趋势,同时波动范围被显著扩大,表明信号得到了有效增强。

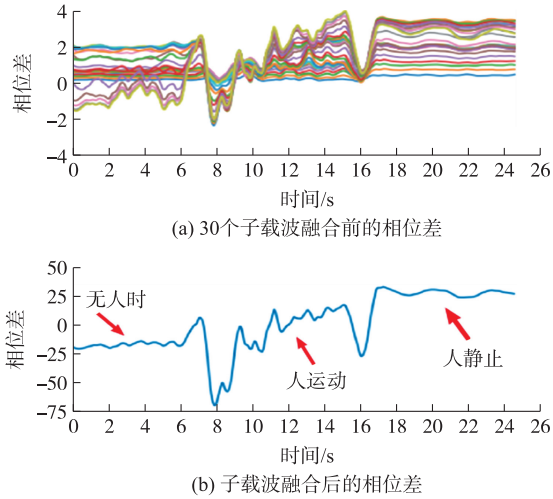


图 8　相位差 30 个子载波融合前后对比图

3.3　实验分析

评价指标:准确率(Accuracy):室内人员情况预

测正确的概率。动态人员检测召回率(Recall):动态目标被正确检测到的概率。静态人员检测召回率:静态目标被正确检测到的概率。

特征指纹库包含了实验环境有微小变化的场景和环境保持不变的场景。将特征指纹库的 25%数据作为测试集,剩余 75%的数据随机分为两组,一组占 75%用于训练,另一组占 25%用于验证网络的泛化性能,同时在出现过拟合前停止训练。

动态人员检测:当采集到 CSI 数据后,提取相位,构造相位差,进行相位差矫正后计算 ACF 数值划分样本。训练集和验证集送入神经网络进行训练获得一个模型,通过这个模型预测测试集动态人员情况。训练和预测结果如图 9 所示,训练集准确率为 99.31%,验证集准确率为 97.93%;测试集在误报率为 1.36%的情况下达到 98.85%的动态人员检测率,召回率为 95.49%。

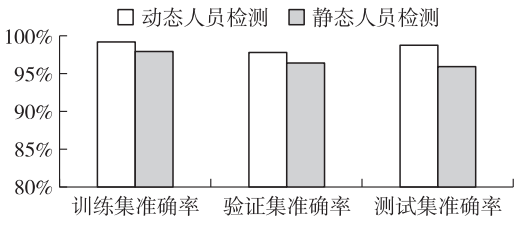
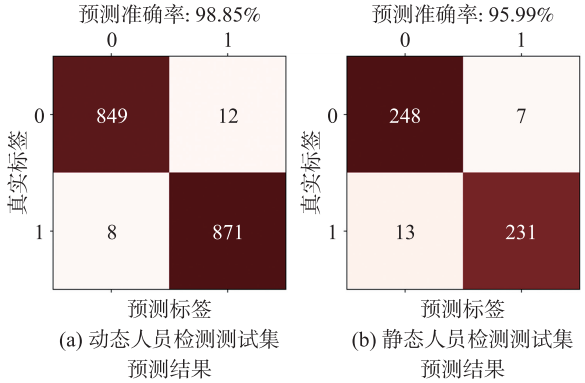


图 9 基于相位差的室内人员检测的识别准确率

静态人员检测:在相位差矫正后,进一步进行滤波去噪,再进行子载波融合获得增强信号后划分样本。训练模型并进行预测后的结果如图 9 所示:训练集准确率为 98.04%,验证集准确率为 96.53%;测试集在误报率为 3.03%的情况下达到 95.99%的静态人员检测率,召回率为 94.67%,准确判断出静态无人场景的概率为 97.25%。

室内人员检测测试集预测结果的混淆矩阵如图 10 所示,在动态人员检测中,标签 1 是有人在运动,标签 0 是室内无人或存在静态人员;在静态人员检测中,标签 1 是室内存在静态人员,标签 0 是室内无人。因为选取的特征是物理上合理且与环境无关的特征,故该方法下的室内人员检测对时间和环境动态具有一定的鲁棒性。



(a) 动态人员检测测试集预测结果　(b) 静态人员检测测试集预测结果

图 10 室内人员检测测试集预测结果的混淆矩阵

3.4 与 Wi-Count 中相位差矫正对比

本文提出的相位差矫正算法与文献[16] Wi-Count 系统中提出的用聚类算法消除相位模糊影响进行对比,具体用进出房间行为识别结果进行对比。实验场景和采集数据方式尽可能与 Wi-Count 系统一致,TP-Link 无线路由器作为发射器,配置 Intel 5300 网卡的 Linux 系统的台式机作为接收器,网卡上有三个天线,只使用前两个组成接收器。使用全向天线,两天线距离 12 cm,在 2.4 GHz 频段中采集 CSI 数据。设备高度为 1.14 m,收发器以间隔 1 m 的距离水平放置在出入口附近,借助 CSI-Tool 工具提取 CSI 信息。

因为只是要验证本文提出相位差矫正算法的有效性,采集数据时,实验人员来回进出房间时,不特地区分不同的行走速度,并且也没有分成三种速率采集,固定为 100 p/s。

提取的 CSI 数据中的相位差信息,按本文提出的相位差矫正算法去除相位模糊造成的影响。之后按 Wi-Count 系统中的双向进出行为识别对相位差进行处理。先对相位差进行 Savitzky-Golay 滤波,然后设置阈值分割出受运动行为影响的相位差序列。Savitzky-Golay 滤波多项式阶设置为 3,帧长度设置为 50。滤波后 Wi-Count 系统中再去计算每个样本点的一阶导数,并用中值滤波平滑导数,就能从相位差中提取进出房间的增减趋势。Wi-Count 系统在进出房间检测上的平均准确率达到 95%左右。

本文采集到的 CSI 相位差信息并没有如 Wi-Count 中的那样理想,故本文设置阈值分割出受运动行为影响的相位差序列后,使用 BP 神经网络进行进出房间的检测。设计 BP 神经网络时,采用具有两层隐藏层的网络结构,其中隐藏层的激活函数选择为 ReLU,而输出层的激活函数为 Sigmod。所有特征指纹的 25%的数据用于测试,剩余 75%的数据随机分成两组分别用于训练、验证,建立数据对应的标签并进行存储。实验结果为,训练集准确率为 98.5%,验证集预测准确率为 98.13%,测试集预测准确率为 97.01%,与 Wi-Count 系统中进出房间行为识别的结果相比,预测结果有所提升,表明本文相位差矫正算法是有效的。

4 结束语

针对相位模糊和初始相位偏移导致相位差序列

存在多路独立时间序列,提出了相位差矫正算法,并将矫正后的相位差序列用于室内人员检测。文中通过细粒度的相位信息和相位差矫正算法可以有效提取 CSI 中蕴含的微小动作变化。利用基于相位差的进出房间识别和人员检测进行的实验表明,相位差矫正算法是有效可行的。通过提取物理上合理且与环境无关的域不变特征,在非视距路径下基于相位差的人员检测有较高的准确率,并且动态人员检测对时间和环境动态具有一定鲁棒性。

参考文献:

[1] 荀文婧. 基于 CSI 的被动式室内人员检测和定位技术研究[D]. 南京:南京邮电大学,2021.

[2] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: Device-Free Passive Localization For Wireless Environments [C]// 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking, Montreal, QC, Canada, ACM, 2007:222-229.

[3] Yang Z, Zhou Z M, Liu Y H. From RSSI to CSI: Indoor Localization via Channel Response[J]. ACM Computing Surveys, 2013, 46(2):25.

[4] 朱海. 基于信道状态信息的被动式人员检测方法研究[D]. 南京:南京邮电大学,2018.

[5] Khan D, Ho I W H. CrossCount: Efficient Device-Free Crowd Counting by Leveraging Transfer Learning [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 10(5):4049-4058.

[6] Wu C, Zhang F, Hu Y, et al. GaitWay: Monitoring and Recognizing Gait Speed Through the Walls[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020, 20(6):2186-2199.

[7] Chen L L, Xiong J, Chen X J, et al. LungTrack: Towards Contactless and Zero Dead-Zone Respiration Monitoring with Commodity RFIDs[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2019, 3(3):79.

[8] Wang X X, Yang C, Mao S W. On CSI-Based Vital Sign Monitoring Using Commodity WiFi[J]. ACM Transactions on Computing for Healthcare, 2020, 1(3):12.

[9] Chen C, Zhou G, Lin Y F. Cross-Domain WiFi Sensing with Channel State Information: A Survey[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55(11):231.

[10] Wang H, Zhang D, Wang Y, et al. RT-Fall: A Real-Time and Contactless Fall Detection System with Commodity WiFi Devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 16(2):511-526.

[11] 周启臻,邢建春,杨启亮. 基于信道状态信息相位差的人员入侵检测方法[J]. 传感技术学报,2018,31(1):103-109.

[12] 陶志勇,陈露,刘影,等. LipSense:基于 CSI 相位差的自适应唇语识别方法[J]. 传感技术学报,2023,36(3):419-426.

[13] Gjengset J, Xiong J, McPhillips G, et al. Phaser: Enabling Phased Array Signal Processing on Commodity WiFi Access Points[C]//20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Maui, HI, USA, ACM, 2014:153-164.

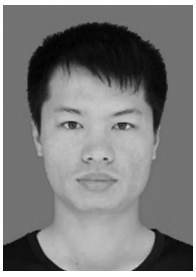
[14] Zhuo Y W, Zhu H Z, Xue H, et al. Perceiving Accurate CSI Phases with Commodity WiFi Devices [C]//IEEE INFOCOM 2017-IEEE Conference on Computer Communications, Atlanta, GA, USA, IEEE, 2017:1-9.

[15] Zhu H, Zhuo Y, Liu Q, et al. π-Splicer: Perceiving Accurate CSI phases with Commodity WiFi Devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(9):2155-2165.

[16] Yang Y, Cao J, Liu X, et al. Wi-Count: Passing People Counting with COTS WiFi Devices[C]//2018 27th International Conference on Computer Communication and Networks(ICCCN), Hangzhou, China: IEEE, 2018:1-9.

[17] Chourpiliadis C, Bhardwaj A. Physiology, Respiratory Rate [A]//Statpearls [M]. Treasure Island, FL, USA: Statpearls Publishing, 2015.

[18] Halperin D, Hu W, Sheth A, et al. Tool Release: Gathering 802.11 n Traces with Channel State Information [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(1):53-53.



许新华(1997—),男,江西省赣州人,南昌航空大学研究生,主要研究方向为无线传感技术;

吴振华(1977—),男,通讯作者,江西省鄱阳人,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为物联网、人工智能,xiaoying198200@163.com。