

基于信道状态信息的无源室内人员日常行为检测方法

党小超^{1,2}, 黄亚宁¹, 郝占军^{1,2}, 司雄¹

(1. 西北师范大学计算机科学与工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 甘肃省物联网工程研究中心, 甘肃 兰州 730070)

摘 要: 利用 CSI 的室内人员日常行为检测在无线传感网领域如火如荼地发展着, 但大多数研究仍停留在 2.4 GHz 的环境下, 因此在检测率、顽健性、整体性能等方面还亟待提高。为解决此类问题, 提出了一种基于 CSI 信号的无源室内人员日常行为检测方法 HDFi, 该方法在 5 GHz 的环境下对室内人员日常行为检测进行进一步的研究。所提检测方法分为 3 步: 数据采集、数据处理、特征提取与在线检测。首先, 实验在环境复杂的实验室及相对空旷的会议室采集典型的日常行为动作的数据; 然后, 提取特征较为明显的振幅和相位数据, 使用低通滤波对信号特征进行处理, 得到一组稳定及无噪声干扰的数据; 最后, 有效建立指纹库, 进行在线检测, 利用 SVM 算法对采集到的数据特征进行分类, 提取较为稳定的特征值, 建立一个室内人员日常行为检测的分类模型, 再与指纹库中的数据进行匹配。实验结果表明, 所提方法具有高效率、高精度、顽健性较好等特点, 且无需测试人员携带任何电子设备, 实用性较高。

关键词: 信道状态信息; 行为检测; 低通滤波; 支持向量机

中图分类号: TN391

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019082

Passive indoor human daily behavior detection method based on channel state information

DANG Xiaochao^{1,2}, HUANG Yaning¹, HAO Zhanjun^{1,2}, SI Xiong¹

1. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China

2. Gansu Province Internet of Things Engineering Research Center, Lanzhou 730070, China

Abstract: The daily behavior detection of indoor human based on CSI is developing rapidly in the field of WSN. At present, most of the research is still in the environment of 2.4 GHz, so the detection rate, robustness and overall performance still need to be improved. In order to solve this problem, a passive indoor human behavior detection method HDFi (Human Detection with Wi-Fi) based on CSI signal was proposed. The method was used to detect the indoor human daily behavior in a 5 GHz band environment, which was divided into three steps: data acquisition, data processing, feature extraction, online detection. Firstly, the experiment collected typical daily behavioral data in complex laboratory and relatively empty meeting room. Secondly, the amplitude and phase data with more obvious features were extracted and processed by low-pass filtering to obtain a set of stable and noise-free data, and then the fingerprint database was established effectively. Finally, in the real-time detection stage, the collected data features were classified by SVM algorithm to extract more stable eigenvalues, and a classification model of indoor human daily behavior detection was established, and then matched the data in the fingerprint database. The experimental results show that the proposed method has the characteristics of high efficiency, high precision and good robustness, and the method does not need any testing personnel to carry any electronic equipment, so it has high practicability.

Key words: channel state information, behavior detection, low pass filtering, support vector machine

收稿日期: 2018-07-03; 修回日期: 2019-02-04

通信作者: 郝占军, zhanjunhao@126.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61762079, No.61662070); 甘肃省科技重点研发基金资助项目 (No.1604FKCA097, No.17YF1GA015)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61762079, No.61662070), The Key Science and Technology Development Program of Gansu Province (No.1604FKCA097, No.17YF1GA015)

1 引言

随着无线传感网技术的发展, 基于 Wi-Fi 信号的人体行为感知在各个研究领域的发展日新月异^[1], 如心率检测、跌倒检测、步态识别、手势识别、唇语识别、室内人员日常行为检测等^[2], 此类研究在入侵检测、老人看护、智能购物等应用领域已蔚然成风, 室内人体感知技术发展到今天, 已经成为人和科技沟通的必备媒介, 室内人员行为识别方面的发展方兴未艾, 室内人员日常行为检测的研究如日方升。传统的基于 RSSI (received signal strength indicator)^[3]的人员摔倒检测方法, 具有高检测率和高稳定性的特点, 但是该检测方法需要检测人员携带专用设备^[4], 因此在大多数复杂环境下的实用性不高。近年来, 一些典型的基于 CSI (channel state information) 的室内人体行为感知方法逐渐可以满足人体感知更细粒度的应用需求, 但大多实验在进行特征提取时, 需要特定的专业的实验设施, 这使系统的整体实用性、灵活性和健壮性不高。具备低成本、高效率、高实用性特点的被动式室内人员状态识别应用, 仍然是当前人们最为迫切的需求, 而利用从商用 Wi-Fi 设备中获取的 CSI 信号进行人员检测, 是一个较为理想的解决方法^[5]。早在 2010 年, 华盛顿大学提出多载波的 CSI 信号是一种较为新颖的电磁指示器^[6], 该指示器再次证明与传统的 RSSI 的方法相比, CSI 信号是一种更为顽健、稳定的信号, 在室内定位和人员状态检测方面的研究结果更优。

针对上述人员行为检测存在的问题, 本文提出了一种基于 CSI 信号的室内人员日常行为检测方法——HDFi (human detection with Wi-Fi)。首先, 在环境较为复杂的实验室内和相对空旷的会议室内, 如图 1 所示的 LOS (line of sight) 和 NLOS (non line of sight) 这 2 种场景下, 通过商业 Wi-Fi 设备采集人员不同行为状态的真实数据; 其次, 提取相对稳定的 CSI 相位特征值, 在理想状态下建立动作行为指纹库; 再次, 分别在上述环境中进行测试, 将实时采集的测试数据使用 SVM (support vector machines) 算法进行分类处理, 建立一个室内人员日常行为检测模型; 最后, 将实时采集且进行处理过的有效数据与已经建立好的指纹库内的特征值进行匹配, 完成了室内人员日常行为检测的最终工作。本文通过多次重复实验来验证算法的有效性, 与其他几种较为传统的室内

人员检测方法相比, 本文所提方法取得了较高的检测率, 具有了顽健性强、稳定性高等特点。

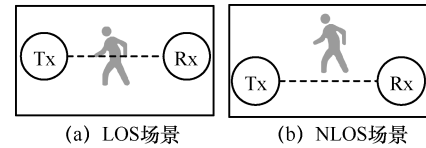


图1 2种实验场景

2 相关理论

CSI 较 RSSI 能更好地反映人员在 Wi-Fi 环境下引起的多径效应, 且对人体的各种运动也非常敏感, 因此, 近年来, 利用 CSI 进行室内人体行为感知的研究备受关^[7]。室内人员活动对 Wi-Fi 信号传播的影响原理如图 2 所示。

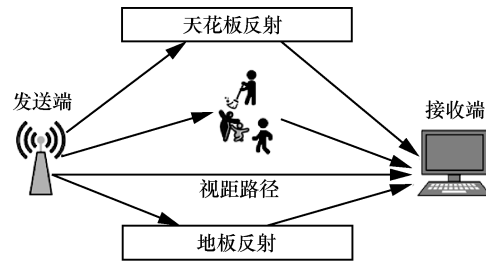


图2 室内人员活动对 Wi-Fi 信号传播的影响

本文实验数据均通过商用 Wi-Fi 设备获得, 分别在 5 GHz 频段和 2.4 GHz 频段采集所需数据, 由于 IEEE 802.11 标准使用 OFDM (orthogonal frequency division multiplexing) 调制信号, 并且将调制后的信号通过多个正交子载波进行传输, 从 CSI 中可以解析出子载波的信道测量信息^[8]。每一组信道测量信息消息描述了不同子载波的幅度和相位^[9]。经过多径信道传输后, 单个信道状态的频域模型表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \bar{\mathbf{N}} \quad (1)$$

其中, \mathbf{Y} 为接收端信号向量, \mathbf{X} 为发射端信号向量, \mathbf{H} 代表信道矩阵, $\bar{\mathbf{N}}$ 为高斯白噪声向量。那么所有的子载波 CSI 可以表示为

$$\text{CSI} = \frac{\mathbf{Y}}{\mathbf{X}} \quad (2)$$

在频域范围内, CSI 模型可以用 CFR (channel frequency response) 表示, 当子载波数为 56 时, 一组 CFR 可以表示为

$$H(f) = [H(f_1), H(f_2), \dots, H(f_{56})] \quad (3)$$

其中, 每个 $H(f)$ 分别代表子载波 f 复数形式的振幅和相位的。单个子载波的 CSI 可以表示为

$$H(f_k) = \|H(f_k)\| e^{\angle H(f_k)} \quad (4)$$

其中, $H(f_k)$ 和 $\angle H(f_k)$ 代表第 f_k 个子载波的振幅和相位。

近几年, 大多数的研究人员都选择振幅作为特征值进行室内人体感知的检测, 原因是振幅易获取, 但是振幅的易变性较强, 实验环境、测试人员等因素的改变会造成检测性能不稳定, 因此, 为了提高室内人员日常行为检测的精准性, 本文选择较为稳定且适用于人体感知的相位信息作为特征值。Zhou 等^[10]提出了一种基于 CSI 的无源室内人员定位和检测方法, 该方法首先收集 CSI 的有效数据, 然后利用 PCA (principal component analysis) 算法进行特征提取和降维, 建立指纹库, 最后进行在线检测。该方法分别在视距和非视距这 2 种典型环境下进行实验, 最终在视距环境下的检测人存在的平均准确率高达 97%, 相比传统的人员检测的方法, 很大程度上提高了检测率。但是该方法未考虑环境的易变性会对检测精度造成影响, 并且没有针对室内人员的具体动作进行分类检测。与利用 RSSI 的研究类似, 大多数基于 CSI 的检测方法还利用 CSI 测量中振幅信息的变化来推断目标位置或存在。文献[11]利用 CSI 来检测人体的基本运动, 将 CSI 运用到现实生活中。文献[12]利用 CSI 根据人的嘴型可以判断 9 种元音字母, 单人检测率高达 91%。FIMD (fine-grained indoor motion detection) 通过利用 CSI 在静态环境中的时间稳定性, 研究了被动人体检测的全向传感覆盖, 实现了精确的细粒度突发移动检测^[13]。但是该方法的实验选用振幅信息作为特征值, 没有充分考虑到环境的迁移性, 所以结果并不是最优, 而且健壮性有待提高。Zhu 等^[14]利用 CSI 分析了人体运动对 CSI 一系列影响, 提出了一种较为顽健的被动式人员运动检测方法, 该方法使用 PCA 算法及利用多天线提供的空间分集, 通过对各个天线质量的研究, 选择最佳的天线组合, 来提高准确率。由于 Wi-Fi 信号极易受到多径干扰的影响, 而该方法未考虑迁移感知对检测精度造成的影响, 所以检测率不是最优, 顽健性不高。Qian 等^[15]利用 CSI 提出了一种新的无源人体运动检测方法, 在处理过程中使用 SVM 算法^[16]及结合 MIMO (multiple-input multiple-output) 技术, 在不同的场景

下进行实验, 并且检测精度较高, 但是此方法并未充分利用 CSI 的优点, 未充分考虑 Wi-Fi 本身的发射功率的调整、速率的变换、频偏导致的信号变化以及抗干扰性较差, 所以该方法的整体效果未达到最优。

综上所述, 尽管无线传感网领域有很多都通过 CSI 进行人员行为感知的研究, 但在目前很多检测方法中, 还是有很多问题需要解决: 1) 大多数利用 CSI 的振幅信息作为特征值, 但是振幅的易变性较强, 很容易造成检测率的不稳定; 2) 仅用单一的测试环境, 无法保证检测方法的稳定性; 3) 仅对一位测试人员进行实验, 无法保证方法的健壮性; 4) 实验仅采用少量的方法测试, 无法保证方法整体性能的兼容性。此外, 大多数方法都是在 2.4 GHz 频段下进行实验, 而 2.4 GHz 频段在室内环境中虽然具有抗衰减能力强、穿墙能力强等优点^[17], 但也存在频率低、空间损耗较低^[18]、传输距离远且家用电器的频率基本都在 2.4 GHz 频段等不足, 所以干扰因素非常大, 这会造成信号不稳定。而 5 GHz 频段恰恰弥补了 2.4 GHz 频段的不足, 具有抗干扰能力强、能提供更大的带宽、吞吐率高、扩展性强、无线环境中的频段多、支持更高的无线速率、信号相对稳定、干扰源少等优点, 采集的实验数据更加稳定可靠, 因此本文选择在 5 GHz 频段下进行室内人员日常行为检测^[19], 图 3(a)和图 3(b)分别是在 2.4 GHz 和 5 GHz 频段下实时采集的数据, 明显可以看出 5 GHz 频段下采集的数据更加稳定, 相对来说异常值较少, 更适合用于室内人员行为检测。

本文所提的 HDFi 方法的创新点在于利用相位特征在 5 GHz 频段下进行人员的日常行为检测, 该方法不仅在一定程度上解决了环境易变性的问题, 而且在不同的实验环境中使用同一套设备对实验进行反复验证, 保证了所提方法的稳定性。本文方法与现有的方法的区别在于: 1) 测试人员不需要携带任何设备, 可以适用于多种实验环境; 2) 在已有的硬件设备基础上, 采用 5 GHz 频段的实验设备, 实验环境比较完备; 3) 本文采用处理后的相位特征, 使实验数据更加精确, 并在特征提取阶段采用信号分段方法, 提高了检测率; 4) 为了提高算法整体顽健性, 实验选择从频段、测试人员、环境、干扰等不同情况进行多次实验。因此, 本文方法与现有的一些室内人员状态检测方法相比, 实用性较高, 顽健性强, 整体的稳定性也较好。

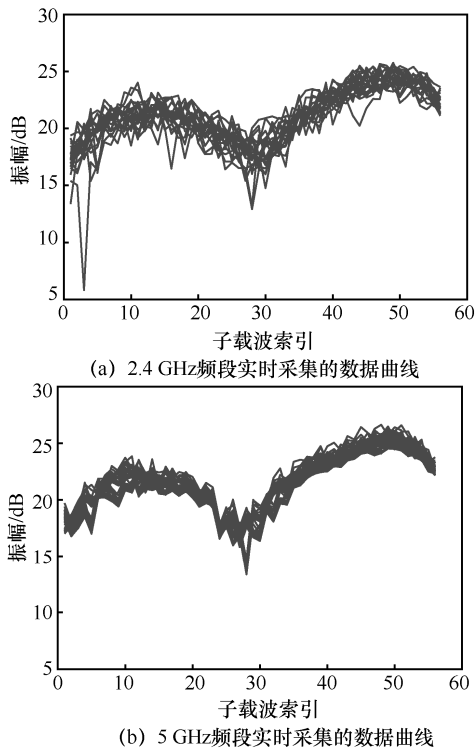


图3 2.4 GHz 频段和 5 GHz 频段实时采集的数据曲线

3 HDFi 方法描述

3.1 方法流程

本文提出了一种基于 CSI 的室内人员日常行为检测方法——HDFi，该方法具体流程如图 4 所示。首先在环境复杂的实验室内和相对较空旷的会议

室内采集人员不同状态的数据；然后使用低通滤波进行异常值的处理；接着提取相对稳定的相位信息作为特征值，建立指纹库；最后，本文在 2 种实验环境下实时检测人员各类日常行为，在此阶段，本文采用 SVM 算法对实时采集的数据进行分类处理，最终得到理想的室内人员日常行为检测的结果。

3.2 数据采集

由于普通的商用 Wi-Fi 设备中的 2.4 GHz 频段下很难获取相位信息，且由于发送端与接收端之间的很多随机噪声始终不同步，即使获取到也不易处理，导致相位没有被广泛应用^[20]。为获取有效的相位信息来提高室内人员日常行为检测的顽健性和检测率，本文实验通过使用不同设备采集数据、分析数据及对数据进行分类训练，最后发现在 5 GHz 频段下获得相位信息较为容易，并且相比于振幅信息区别度更高，可以使整体实验更加健壮。为了进一步证实相位信息的可用性，在特定的室内实验场景下无人时的状态，随机选择一组数据，图像显示原始相位在实验区域内表现得极其随机和杂乱，仅仅对原始相位而言，没有任何利用价值。实验结果如图 5 所示。为了进一步提高室内人员日常行为检测的顽健性，需要得到可用的相位信息。通过对原始相位数据进行线性变换处理后可以消除随机相位偏移，明显观察出在室内无人时，处理后的相位信息平缓且稳定，因此本文 HDFi 方法实验选择相位作为特征值。

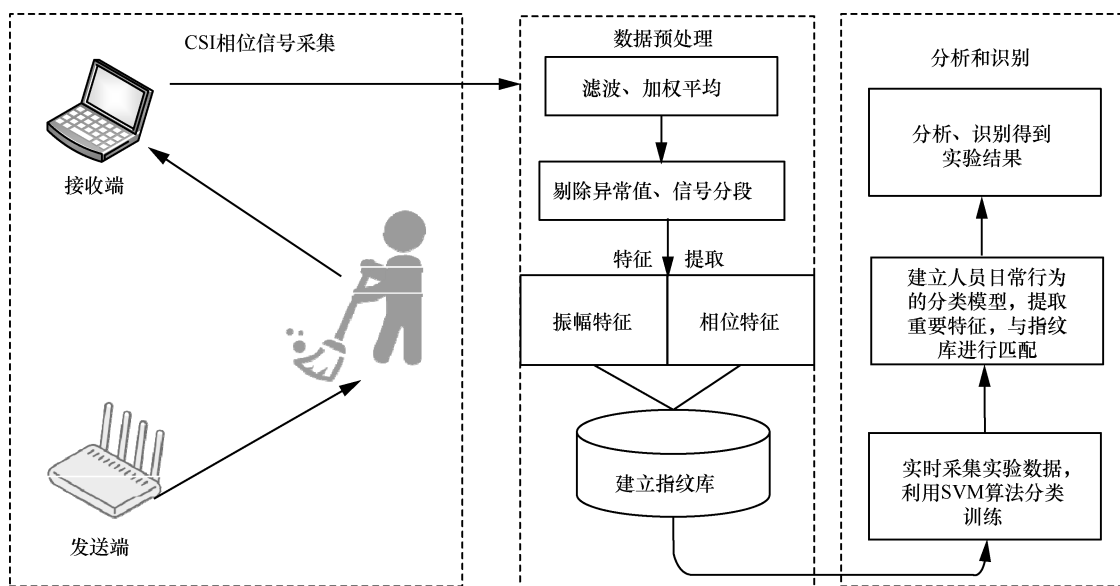


图4 HDFi 方法整体流程

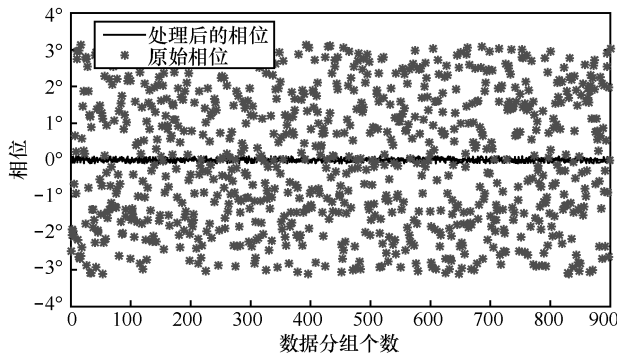


图 5 室内空旷无人时的相位信息

本文实验数据来源于 LOS 和 NLOS 这 2 种特定的实验场景中，实验数据主要为 9 种常见的日常行为：走路、喝水、扫地、伸懒腰、站立、打斗、刷牙、关门和深蹲。以深蹲和打斗为例，实验结果如图 6 所示，图 6 是在 LOS 和 NLOS 这 2 种场景中采集的相位信息，测试者是一名身高 168 cm 的女生和一名身高 188 cm 的男生，2 名测试者在不同场景中做出深蹲和打斗的动作，并将测试数据分组按类别存储，为了更好地区分不同种类的检测动作，所以在不同时间段内大量重复进行测试，寻找规律。图 6 为随机选择的 2 组测试数据分组内的相

位曲线。首先，图 6(a)和图 6(b)是在 LOS 场景下的测试，图 6(a)是让女生独自在检测区连续做深蹲的动作，该动作较为缓慢。图 6(b)是让 2 位测试者做出打斗的动作，该类动作较为剧烈，因此信号波动较大。可以看出，当测试人员做出的动作较为缓慢时，相位信号较平稳，反之相位信号波动较大。

图 6(c)和图 6(d)是在 NLOS 场景下，测试者做出同样的 2 种动作进行测试，与图 6(a)和图 6(b)相比，无论是缓慢动作的信号还是剧烈动作的信号，相位信号的平稳性都没有 LOS 环境下的效果好，原因是 LOS 环境相对空旷，无过多的多径干扰。相反，NLOS 环境中有多径干扰，如办公桌、电脑等办公家具造成的干扰。可见，不同的场景下，相位信号的变化是很敏感且可区分的。

3.3 数据预处理

本文实验在 2 种不同场景下采集 CSI 数据，数据均是从商用 Wi-Fi 设备中获取真实数据。由于环境本身固有噪声和一系列电磁干扰，使数据不稳定^[21]，因此本文采用低通滤波技术来降低环境噪音。滤除环境噪声后，原始噪声的 CSI 变得更清晰，更稳定。

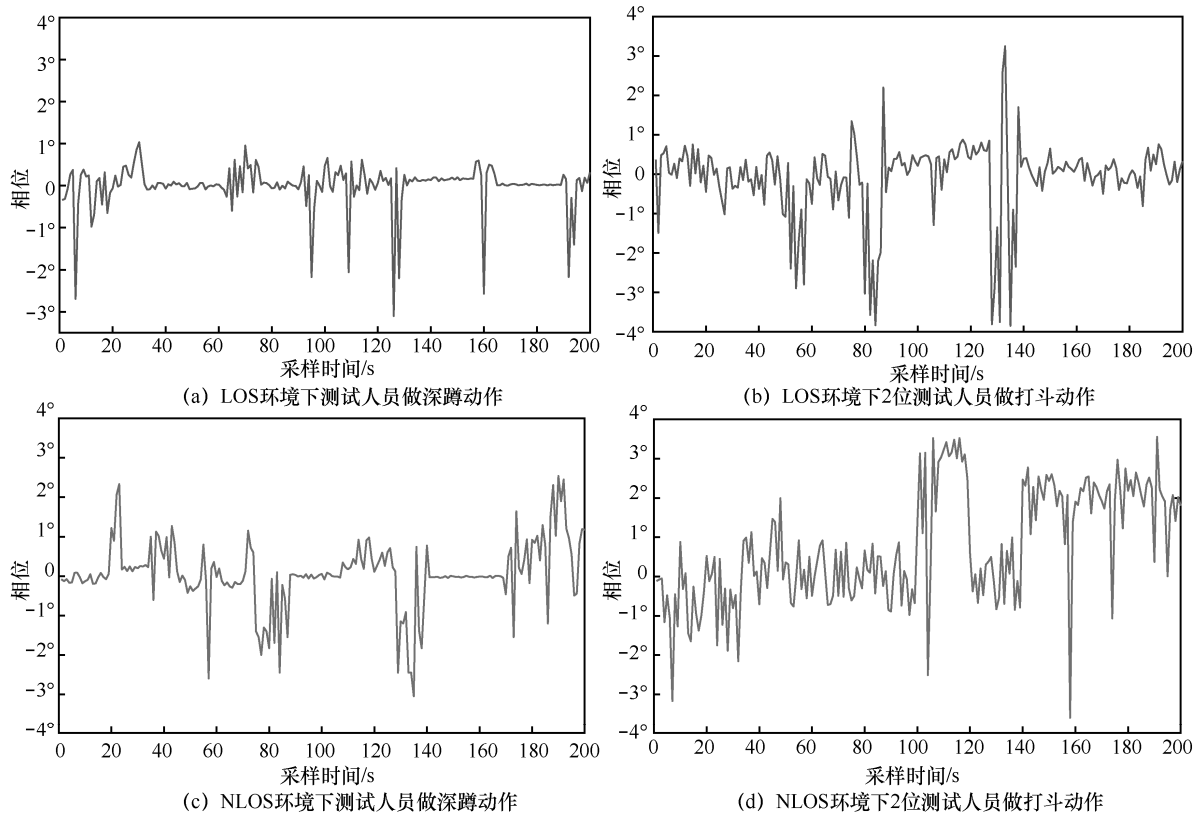


图 6 LOS 和 NLOS 环境下人员不同动作对应的相位信息

通过 3.2 节的介绍可知，当有人员在商用 Wi-Fi 环境下活动时，相位信息比振幅信息更敏感，因此，在下文中，本文使用相位信息作为特征值进行实验^[22]。第 i 个子载波的相位 $\hat{\varphi}_i$ 可以表示为

$$\hat{\varphi}_i = \varphi_i - 2\pi \frac{k_i}{N} \delta_i + \beta + Z_i \quad (5)$$

其中， φ_i 表示原始相位； N 代表快速傅里叶变换采样数，在 IEEE 802.11 a/g/n 协议中 N 的取值为 64^[23]； δ_i 表示因时钟不同步而在接收端引起的定时偏移； β 为未知的恒定相位误差； Z_i 为测量噪声； k_i 代表第 i 个子载波的索引； $\hat{\varphi}_i$ 和 φ_i 分别代表相位信息的测量值和真实值。由于上述未知的参数 δ_i 、 β 、 Z_i 的影响，商用 Wi-Fi 设备很难获取到真实的相位信息。文献[24]中分析得到了相位误差与第 i 个子载波呈线性相关的关系，通过线性变换的方式减少了随机相位偏移造成的误差，摄取出较为稳定的相位信息。本文采用该方法消除抗干扰因素 β 和 Z_i ，得到 CFR 的真实相位，首先，定义 2 个线性相关项 a 和 b ， a 为斜率， b 为偏移量，分别为

$$a = \frac{\hat{\varphi}_n - \hat{\varphi}_1}{k_n - k_1} = \frac{\varphi_n - \varphi_1}{k_n - k_1} - 2\pi \frac{1}{N} \delta \quad (6)$$

$$b = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \hat{\varphi}_j = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \varphi_j - \frac{2\pi\delta}{nN} \sum_{j=1}^n k_j + \beta \quad (7)$$

其中， a 和 b 分别包含了真实相位， n 表示子载波数。假设子载波频率是对称的，即子载波的总数 $\sum_{j=1}^n k_j$

为零，那么 b 可以表示为 $b = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \varphi_j + \beta$ ，为了消除 β 和 Z_i ，计算相位的近似斜率和截距，然后，减去线性项 $ak_i + b$ ，可以得到一个真实相位的线性组合，表示为 $\tilde{\varphi}_i$ ，如式(8)所示。 Z_i 是商用 Wi-Fi 设备固有的测量误差，且在噪声中干扰较小，因此本文在随机相位偏移处理中忽略 Z_i 的影响。

$$\tilde{\varphi}_i = \hat{\varphi}_i - (ak_i + b) \quad (8)$$

最后，线性变换后的相位可表示为

$$\tilde{\varphi} = \varphi_i - \frac{\varphi_n - \varphi_1}{k_n - k_1} k_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \varphi_j \quad (9)$$

其中， n 代表子载波数。通过以上处理，可以得到真实可用且稳定的相位值。从图 7 可以看出，与原始相位分布相比，线性变换后的相位去除了环境的噪声后，分布相对稳定，因此，处理后的相位有较高的利用价值，这将为接下来特征提取了奠定坚实的基础。

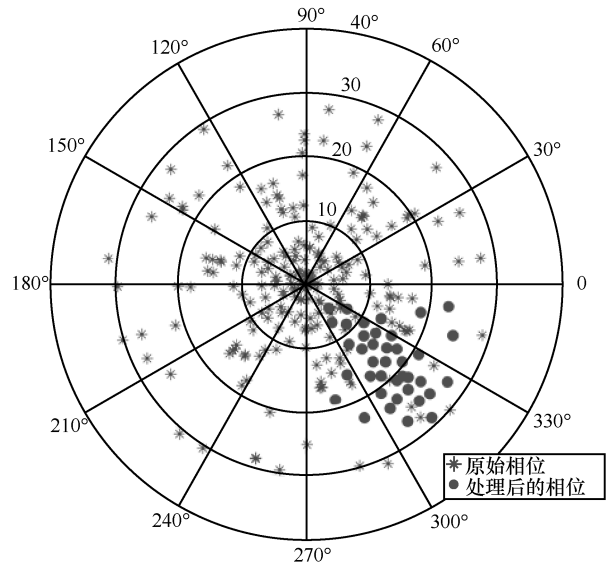


图 7 线性变换前后的相位信息对比

3.4 特征提取与分析识别

3.4.1 特征提取

为了得到更好的检测效果，将信号按不同的类别存储，不同类别分别对应的是 9 种不同的日常动作，由于每一个动作对信号的影响是不同的，对应做出不同动作的信号有较明显的差异，采集的数据也会有相应差别。通过 3.3 节所述的方法进行数据预处理后得到的数据中既包含有效动作信号，也包含一些无效信号，原因是采集到的 CSI 原始信号是连续存储的。本文实验要提取有效信号，去除无效信号，因此需要对信号进行分段处理，将与人员行为对应的有效信号提取出来。采用文献[25]中所提方法，根据 OFDM 子载波间信号相关性原理，求出子载波间相关矩阵，得到相关矩阵的特征向量和特征值。在实验中，当没有动作出现时，相关的矩阵特征向量 q 就在相邻子载波之间随机变化。当测试人员进行日常动作时，此时的子载波之间会呈现相关性，并且特征向量 q 变化区域平稳，相邻载波之间特征向量的差值 δ_q 会随之变小，具体计算式如式(10)所示。

$$\delta_q = \frac{1}{N_c - 1} \sum_{l=2}^{N_c} |q(l) - q(l-1)| \quad (10)$$

其中， N_c 为 CSI 的子载波个数， $|q(l) - q(l-1)|$ 为相邻子载波的系数差， l 表示载波序列，设定特征向量的主成分为 h ，当实验中的 9 种动作依次出现时，会导致主成分 h 的方差 $\frac{E\{h^2\}}{\delta_q}$ 变大，因此， $\frac{E\{h^2\}}{\delta_q}$ 可

以作为判断实验所需的一系列动作是否出现的标准。最后，针对各个不同日常行为分类提取特征，建立一个有效的指纹库。由于不同的动作对应的信号特征是不同的，对应的每个动作的 CSI 是不同的，因此，本文将每个动作对应的 CSI 作为特征指纹信息，将 9 种不同的日常动作数据训练得到的特征值存入指纹库，为后续实时采集的各个日常动作信号进行匹配做好准备。

3.4.2 在线检测

本文实验的日常动作包括走路、喝水、扫地、伸懒腰、站立、打斗、刷牙、关门和深蹲。通过 3.4.1 节和 3.4.2 节的数据预处理，利用 SVM 算法建立室内人员状态检测的模型。首先，在 2 个实验场景下，实时采集的 9 种日常动作的大量样本；然后，采用 SVM 进行训练学习，得到 SVM 回归函数，将样本进行分类；最后，将实时采集的测试数据放入分类模型，将待测动作合理地判断分类。

由于 SVM 算法是使用非线性映射算法将空间线性不可分的低维输入转化为高维空间中线性可分的问题，即输入实时采集的 CSI 特征数据，从而在高维空间利用线性算法对非线性的特征进行划分，所以 SVM 算法具有较理想的分类性质，也比较适合于本文的实验。

4 实验结果与仿真分析

4.1 实验设置及实验评估指标

本文实验使用 5 GHz 的商用 Wi-Fi 设备，将一台配备 Intel i3-4150 CPU 的台式计算机作为发送端，另一台联想 G50 型号笔记本作为接收端。所用的发射端和接收端都安装了支持 IEEE 802.11n 协议的 AtherosAR 9380 网卡，通过使用 Xie 等^[26]开发的

开源驱动程序 Atheros-CSI-tool，可以从实验设备中获取所需 CSI 信号。

本文在真实的实验场景下对本文方法进行性能分析，实验环境为噪声干扰较多的实验室，面积为 8 m×9 m；相对空旷的会议室，面积为 6 m×4 m。其中，实验室有办公桌、电脑等家具，并且有人员干扰。实验场景示意如图 8 所示，在 2 个场景中分别部署发送端和接收端，令测试人员在该实验场景中反复进行实验。

本文 HDFi 方法在实验过程中的实验类别、每个类别包含的数据分组，即采集次数和测试人数如表 1 所示，以及各类性能分析的指标如表 2 所示。

表 1 室内人员不同的日常动作

日常活动	采集次数/次	测试人数/人
走路	150	1
喝水	200	1
扫地	100	1
伸懒腰	150	2
站立	200	2
打斗	300	1
刷牙	200	1
关门	200	1
深蹲	150	2

表 2 性能分析的不同指标

指标名称	含义	作用
FN ^①	负样本/假负类	可以检测实验环境中无法检测到人体运动的概率，代表漏检概率
FP ^②	正样本/假正类	当实验环境中无人时对人体运动进行检测的概率，代表虚警概率
TPR ^③	真正类率	实验中可以精确检测人体运动的概率

注：① FN: false negative; ② FP: false positive; ③ TPR: true negative rate.

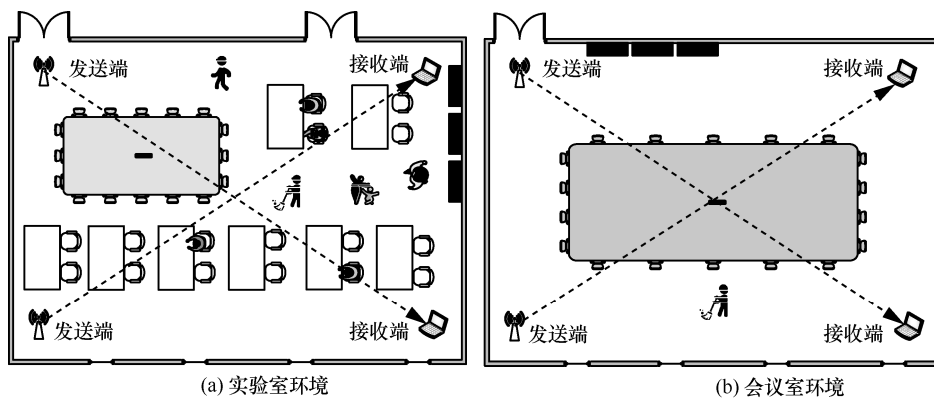


图 8 室内人员日常活动检测实验环境

4.2 2.4 GHz 频段与 5 GHz 频段的检测率比较

本文主要针对 5 GHz 频段下的室内人员日常行为检测，因此，为验证 5 GHz 频段更有利于人体感知识别，分别对常见的 9 种动作进行反复测试。测试动作主要分为 2 类，对信号干扰较小的为一类，如站立、喝水等；对信号干扰较大的为一类如打斗、奔跑等。上述实验分别在 2.4 GHz 和 5 GHz 频段下进行，并在 LOS 和 NOLS 这 2 种场景下对比 2 种不同频段对检测率的影响，为了保证实验效果的稳定性，在 2 种场景实验过程中保持测试者和实验设备统一，并且在相同时间段进行测试。实验结果如图 9 所示，5 GHz 频段下采集的信号特征更加稳定，其中，LOS 场景下的检测率较 2.4 GHz 频段约平均高出 2.8%；NLOS 场景下的检测率较 2.4 GHz 频段平均高出 3.5%，因此 5 GHz 频段更适合于室内人体行为感知检测。

4.3 窗口大小对检测率的影响

本节比较了 HDFi 与其他 2 种方法的检测率，这 2 种系统为 HPMD (passive burst human motion detection system) 系统和 FIMD (fine-grained indoor motion detection system) 系统。为保证实验结果稳定，3 个不同位置的实验均选取干扰较少的环境，相同的测试人员和实验设备。本文分别在不同的位置进行实验，选出 3 组对比较为明显的实验数据，

3 种方法包括 HDFi、HPMD 系统和 FIMD 系统。HPMD 系统利用 CSI 的相位来检测室内人员的行为^[23]，FIMD 则利用 CSI 的幅值来检测人体运动，如图 10 所示，可以明显观察出 3 种方法的差别。HDFi 的整体性能最好，这是因为本文实验是在 5 GHz 频段下进行，所采集的数据更加稳定，且将相位特征进行线性变换，因此整体性能较高。其次是 HPMD，该系统也利用相位特征进行最后的实验，但是该实验是在 2.4 GHz 频段下进行，因此检测率较低。最差的是 FIMD 系统，原因是该系统仅用幅度作为特征值进行实验，而相位较幅度而言更加适合人员状态检测，因此该系统实验结果并不是最优。由图 10 可以看出，位置 A 的检测率在 200~300 ms 的窗口范围内不断增长，位置 B 和位置 C 的检测率随着窗口大小的增长整体呈上升趋势，这是因为位置 A 受环境干扰较多，所以当窗口大小大于 300 ms 时，检测率下降。总体而言，HDFi 方法在位置 A、B、C 的最高检测率分别可以达到 95%、97.4%、97.6%。和其他 2 种方法相比是相对较高的，达到较优的检测状态。

4.4 LOS 和 NLOS 这 2 种场景下 CIR 的分布偏度

为证明在 2 种不同的场景下的 CIR 的偏度分布情况，本文实验在相同时间段内让同一位测试者分

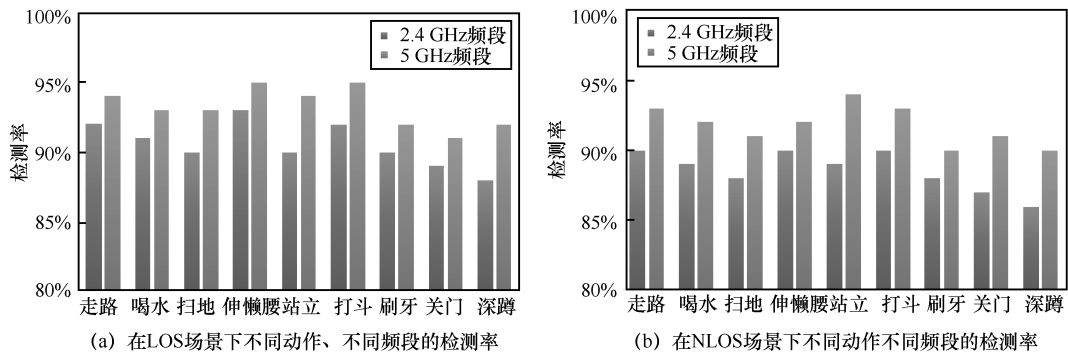


图9 2.4 GHz 频段与 5 GHz 频段下人员不同动作的检测率对比

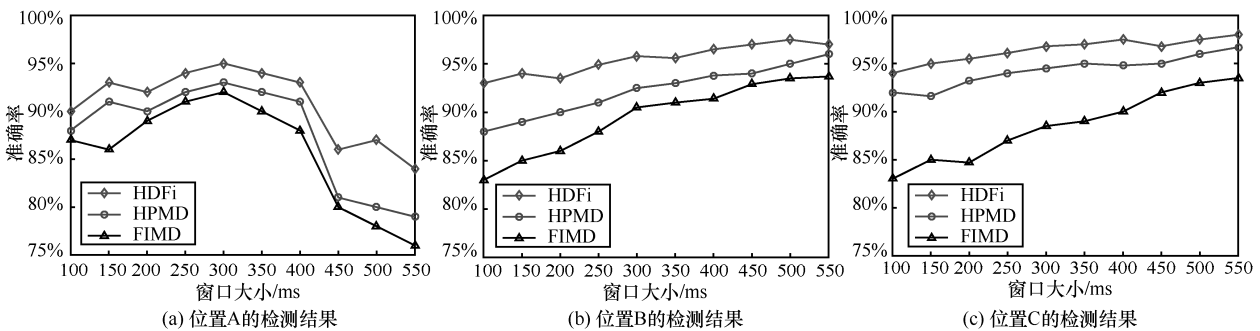


图10 不同检测方法中 LOS 场景下窗口大小与检测率的比较

别在 LOS 和 NLOS 场景下进行测试。在实验过程中，分别进行了 60 次测试，每次测试采集 1 000 个数据分组，每一次的测量分别包括 30 个视距环境主导条件和 30 个非视距环境主导条件。从图 11(a)和图 11(b)可以明显看出，视距环境下的偏度分布较非视距环境更为偏负，为进一步验证 LOS 环境下的识别性能，于是在视距环境下，通过验证 FP/FN 和窗口大小的相关性对其进行评估。如图 11(c)所示，随着窗口大小的变化，可看出有较高的 FP 率和较低的 FN 率。这就表明当时间窗尺寸较大时，特征值的方差相应增大，对人体的运动也相对敏感，因此 FP 较高。结合图 10 和图 11(b)可知，当窗口大小为 200 ms 时，FP/FN 的平均值为 12%。HDFi 在 LOS 环境下 3 种不同位置的平均检测率为 93%。

4.5 不同环境下的检测率

在此部分，本文 HDFi 方法与 FIMD 系统进行比较，FIMD 系统是利用 CSI 的振幅信息作为人员检测的特征值，其整体性能较稳定。为充分验证检测率的有效性和方法的稳定性，在同等条件下，分别在实验室与会议室进行实验。为体现本文方法的性能，在 2 种场景中让 2 位测试者在 5 GHz 频段下进行测试。该实验环境如图 8 所示，通过实验发现，

在 5 GHz 频段下采集的 CSI 数据更有利于室内人员行为检测，因此从图 12(a)明显观察出，HDFi 的检测率优于 HPMD 和 FIMD 方法，并且 HDFi 方法可以测试多种日常行为，而其他 2 种方法的检测动作体现出单一性，因此 HDFi 方法更有利于室内人员的日常行为检测，整体性能更好。为进一步验证本文所提 HDFi 方法的有效性，分别在 2 种实验环境下，随机选择一种日常动作特征，通过观察正样本率 (FP rate) 对检测率的影响而反复进行测试，从图 12(b)可以明显看出，当正样本率在 0~0.1 时，会议室环境下的检测率在 40%~83%，在正样本率为 0.15 及以上时，检测率平均在 92%以上，同理，当正样本率在 0~0.1 时，实验室环境下的检测率达到 20%~76%，当正样本率为 0.2 及以上时，其检测率平均高达 90%以上。实验结果表明，HDFi 方法的顽健性强，算法性能稳定，实用性强。

4.6 HDFi 顽健性验证

显然，较高的顽健性是 HDFi 方法的优势之一，为了充分证明该方法的高顽健性和保证实验结果的可参考性，本文实验在设备和测试动作统一的条件下，测试不同的外界干扰因素对性能的影响。本节选择 2 种较典型的不同情况进行详细阐述，

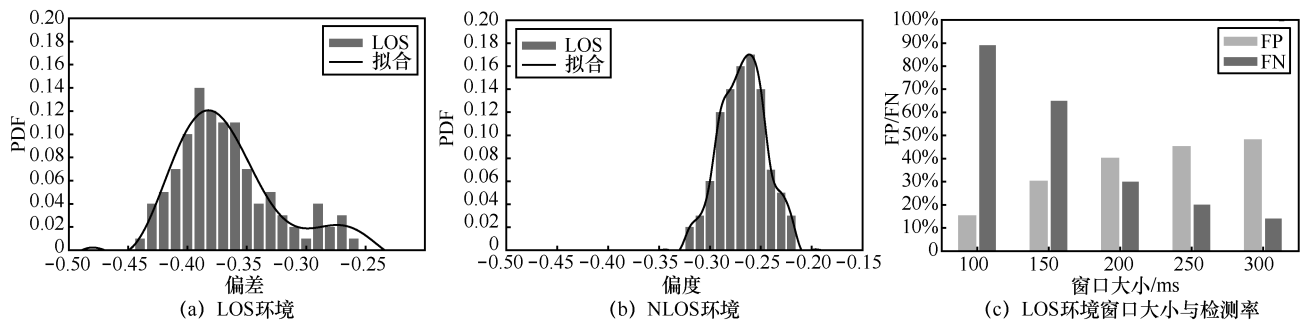


图 11 LOS 和 NLOS 环境下 CIR 的偏度分布

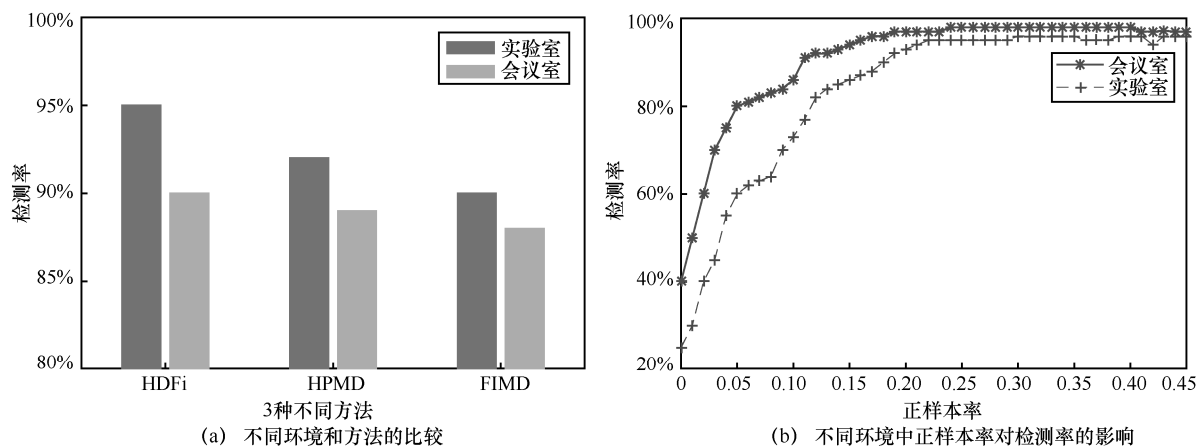


图 12 2 种不同实验环境下的检测率

图 13 分别是不同的测试者对在 2 种场景中对检测率的影响, 以及对不同的日常动作采用不同的算法, 从而分析不同算法与 TPR 的关系。由图 13(a) 可明显观察出, 无论是在实验室还是会议室, 不同的测试人员(图 13(a)中“A”~“I”)进行实验, 在实验室环境下的检测率达到 88% 以上, 在会议室环境下的检测率在 92% 以上, 其中由于会议室环境较空旷, 因此检测率更高。图 13(b) 中对比了 HDFi 和 PCA-based 这 2 种不同方法下的 TPR, 从图中可以看出 HDFi 的 TPR 均高于 90%, 并且 HDFi 方法的性能和时效优于 PCA-based 方法, 原因是 PCA-based 方法在数据处理阶段仅采用 PCA 算法进行数据降维, 对原始数据的处理未达到最优, HDFi 方法在数据预处理阶段采用了相位线性变换和低通滤波算法, 更有效地分析了 CSI 数据特征, 同时, HDFi 方法能够在不同情况下获得较高的检测率, 能够充分考虑各类因素的影响, 所以其顽健性高, 更适合用于各类室内应用。

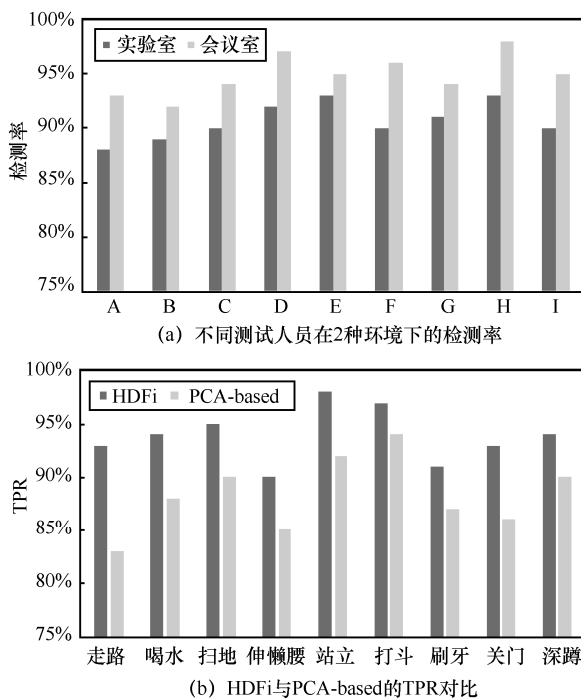


图 13 不同情况下 HDFi 方法的顽健性验证

5 结束语

本文针对无线传感网领域的人体感知需要提高检测率的问题提出了一种基于信道状态信息的无源室内人员日常行为检测方法——HDFi。通过利用相位信息作为特征值, 首先进行信号采集、数据

处理、特征提取等步骤, 然后利用 SVM 算法对特征值建立分类模型, 最终与指纹库数据进行匹配。此外, 本文分别在 2.4 GHz 频段和 5 GHz 频段下进行实验, 实验结果证明在 5 GHz 频段下所采集的 CSI 信号更有利于室内人员状态识别。接着在文章实验结果与分析部分, 分别在 2 种典型的室内环境下进行多次实验, 并且与其他传统的室内人员动作检测方法进行对比。考虑环境、设备、测试人员等不同因素对检测结果的影响等。实验结果表明, 本文提出的 HDFi 方法在整体性能、检测率、实用性等方面都优于其他方法, 并且本文方法比其他传统的方法的顽健性更高。

为更进一步地实现室内人员日常活动检测的优化和提高检测率与算法的整体性能, 还需要更深入地对以下问题进行研究。

1) 考虑在 Wi-Fi 环境下, 噪声干扰更多时人员各类行为检测过程中的降噪问题。

2) 考虑当多人一起活动时, 信号提取阶段中的特征信息如何高效分段问题。

3) 考虑如何利用更有效的算法, 从信号波形中匹配人体各类动作相关的特征信息, 从而提取更高层次的特征信息。

参考文献:

- [1] 周牧, 蒲巧林, 田增山. 室内 WLAN 定位中位置指纹优化的接入点部署方法[J]. 通信学报, 2015, 36(S1): 30-41.
ZHOU M, PU Q L, TIAN Z S. Location fingerprint optimization based access point deployment in indoor WLAN localization[J]. Journal on Communications, 2015, 36(S1): 30-41.
- [2] 鲁勇, 吕绍和, 王晓东, 等. 基于 Wi-Fi 信号的人体行为感知技术研究综述[J]. 计算机学报, 2019, 42(2): 1-21.
LU Y, LYU S H, WANG X D, et al. A survey on Wi-Fi based human behavior analysis technology[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(2): 1-21.
- [3] 朱海, 肖甫, 孙力娟, 等. 基于信道状态信息的 Wi-Fi 环境感知技术[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2016, 36(1): 94-103.
ZHU H, XIAO F, SUN L J, et al. CSI-based Wi-Fi environment sensing[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2016, 36(1): 94-103.
- [4] YOUSSEF M, MAH M, AGRAWALA A. Challenges: device-free passive localization for wireless environments[C]//International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2007: 222-229.
- [5] PENG H, JIA W. Wi-Find: driver fatigue detection with fine-grained Wi-Fi signal features[C]//IEEE Global Communications Conference. IEEE, 2017: 1-6.
- [6] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Predictable 802.11 packet delivery from wireless channel measurements[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2010, 40(4): 159-170.

- [7] SHANG J, WU J. A robust sign language recognition system with sparsely labeled instances using Wi-Fi signals[C]//International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems. IEEE, 2017:99-107.
- [8] PANG N, ZHU D, LI G, et al. WarnFi: non-invasive Wi-Fi-based abnormal activity sensing using non-parametric model[C]//IEEE Military Communications Conference. IEEE, 2017:800-805.
- [9] LAI W C. Neural switched capacitor low-pass filter for wearable human detection and microwave generation[C]// International Conference on Optical Communications and Networks. IEEE, 2015:1-3.
- [10] ZHOU R, LU X, ZHAO P, et al. Device-free presence detection and localization with SVM and CSI fingerprinting[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(23): 7990-7999.
- [11] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Understanding and modeling of Wi-Fi signal based human activity recognition[C]// International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2015: 65-76.
- [12] WANG G, ZOU Y, ZHOU Z, et al. We can hear you with Wi-Fi![C]// International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2014:593-604.
- [13] XIAO J, WU K, YI Y, et al. FIMD: fine-grained device-free motion detection[C]//The International Conference on Parallel and Distributed Systems. IEEE, 2012, 90(1):229-235.
- [14] ZHU H, XIAO F, SUN L, et al. Robust and passive motion detection with COTS Wi-Fi devices[J]. Tsinghua Science and Technology, 2017, 22(4):345-359.
- [15] QIAN K, WU C, YANG Z, et al. Widar: decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi[C]// The ACM International Symposium. ACM, 2017:1-10.
- [16] CHRIFI A, TOUATI H, SNOUSSI H. SVM-based indoor localization in wireless sensor networks[C]// Wireless Communications and Mobile Computing Conference. IEEE, 2017:1144-1149.
- [17] 钱志鸿, 刘丹. 蓝牙技术数据传输综述[J]. 通信学报, 2012, 33(4):143-151.
QIAN Z H, LIU D. Survey on data transmission in bluetooth technology[J]. Journal on Communications, 2012, 33(4):143-151.
- [18] 刘文军, 樊建席, 李春胜, 等. 基于 ZigBee 无线传感器网络的智能交通系统设计[J]. 传感技术学报, 2013(12):1747-1751.
LIU W J, FAN J X, LI C S, et al. An intelligent transportation system supported by ZigBee-based wireless sensor network[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2013(12):1747-1751.
- [19] 肖玲, 潘浩. 基于 Wi-Fi 信号的人体动作识别系统[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(3): 119-124.
XIAO L, PAN H. Human activity recognition system based on Wi-Fi signal[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(3): 119-124.
- [20] QIAN K, WU C, YANG Z, et al. PADS: passive detection of moving targets with dynamic speed using PHY layer information[C]// International Conference on Parallel and Distributed Systems. IEEE Computer Society, 2014: 1-8.
- [21] LI H, YANG W, WANG J, et al. Wi-Finger: talk to your smart devices with finger-grained gesture[C]// ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. ACM, 2016:250-261.
- [22] WU C, YANG Z, ZHOU Z, et al. PhaseU: real-time LOS identification with Wi-Fi[C]// Computer Communications. IEEE, 2015:2038-2046.
- [23] HU H, LI L. A new method using covariance eigenvalues and time window in passive human motion detection based on CSI phases[C]// International Symposium on Electromagnetic Compatibility. IEEE, 2017: 1-6.
- [24] ZHANG L, DING E, ZHAO Z, et al. A novel fingerprinting using channel state information with MIMO-OFDM[J]. Cluster Computing, 2017, 20(4):1-14.
- [25] TAN S, YANG J. Wi-Finger: leveraging commodity Wi-Fi for fine-grained finger gesture recognition[C]//International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. ACM, 2016:201-210.
- [26] XIE Y, LI Z, LI M. Precise power delay profiling with commodity Wi-Fi[C]// International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2015:53-64.

[作者简介]



党小超 (1963-), 男, 陕西韩城人, 西北师范大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为物联网、传感器网络、无线感知技术等。



黄亚宁 (1994-), 女, 甘肃徽县人, 西北师范大学硕士生, 主要研究方向为无线定位技术、室内人体感知技术。

郝占军 (1979-), 男, 河北邢台人, 西北师范大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为位置服务、无线定位技术。

司雄 (1993-), 男, 甘肃白银人, 西北师范大学硕士生, 主要研究方向为位置服务、无线定位技术。