



基于信道状态信息的室内感知技术

吴哲夫¹, 汪晗¹, 陈骋², 王中友², 黄巍²

(1. 浙江工业大学信息学院, 浙江 杭州 310023;

2. 浙江省通信产业服务有限公司, 浙江 杭州 310000)

摘要: 广泛存在的 Wi-Fi 网络带来了移动互联网商业服务的巨大发展, 也成为现代社会的基础设施之一。从当前 Wi-Fi 网络的核心技术出发, 透过无线信道状态分析的角度, 阐述了无线感知技术的基本原理和实现方法, 论述了近年来无线感知领域的技术创新, 特别是基于信道状态信息的室内人体姿态和环境感知技术进展, 最后分析了未来的发展趋势, 为之后相关的研究提供了参考。

关键词: 无线通信网络; 信道状态信息; 人体感知; 环境感知

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2019211

Indoor sensing technology based on channel state information

WU Zhefu¹, WANG Han¹, CHEN Cheng², WANG Zhongyou², HUANG Wei²

1. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

2. Zhejiang Communications Service Co., Ltd., Hangzhou 310000, China

Abstract: The wide spread wireless network has brought about tremendous development of mobile internet business services and has become one of the infrastructures of modern society. The basic principles and implementation methods of wireless sensing technology were expounded from the perspective of wireless channel state analysis. The technological innovation in the field of wireless sensing in recent years was discussed, especially channel state information based human body posture detecting and environmental monitoring. Finally, the future development trend of sensing technology based on wireless communication network was analyzed in order to provide reference for related research.

Key words: wireless communication network, channel state information, human sensing, environment sensing

1 引言

近年来一些关于无线信道的研究工作已经扩展到了物理层的信道状态信息, 主要是指无线通

信信道中各个子载波的幅度和相位信息。由于包含了更细粒度信息, 能够很好地反映通信环境的变化, 因而在感知技术方面有巨大的应用潜力。

据统计, 人们有大约 80%的时间是在室内度

收稿日期: 2019-04-23; 修回日期: 2019-08-16

通信作者: 黄巍, huangwei@zjccs.com.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY18F010025, No.LY13F010011)

Foundation Items: Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No.LY18F010025, No.LY13F010011)

过的, 如待在家里、办公室、学校及其他室内公共空间等。室内环境改变和人员活动会引起 Wi-Fi 的无线信道状态发生改变, 从而能够被感知侦测。此外, 由于 Wi-Fi 已经大量部署在室内环境中, 具有室内普适性分布的特点, 因此将其应用于室内状态下的人体和环境感知服务有着极大的工程意义和商业价值。相比传统的其他室内感知技术, 无线信号感知不需要特定的传感器或摄像头, 可以解决光线暗淡等导致的视频成像差的问题, 也可以避免侵犯室内活动人员的隐私。因此, 各种基于信道状态的室内环境感知新兴应用逐渐涌现出来, 如人体定位检测^[1]、入侵检测^[2]、穿墙扫描^[3]、活动识别^[4]和智能家居感知^[5]等。

2 信道状态相关背景

2.1 接收信号强度指示

无线网络的 RSSI (received signal strength indication) 测距技术一般采用信号传播理论模型来建立 RSSI 值与信号传输距离之间的关系, 如式 (1):

$$\text{RSSI}(\text{dBm}) = -(A + 10n \lg d) + X_0 \quad (1)$$

其中, 射频参数 A 表示距离信号发射 1 m 处所接收到的信号功率绝对值, d 表示发射和接收节点之间的距离, 射频参数 n 表示信号动态衰减因子, A 和 n 制约着信号强度和距离之间的关系。

虽然基于 RSSI 的测距感知技术在较为空旷的室内环境下可以达到较高精度, 但在多径干扰严重时其测距误差将会明显增大, 这是由于 RSSI 不够稳定所造成的, 甚至环境中微小的变化也会导致 RSSI 值呈现较大的波动。

2.2 正交频分复用技术

目前的 Wi-Fi 协议, 如 IEEE 802.11 等都采用了 OFDM (orthogonal frequency division multiplexing) 技术, 通过多载波窄带调制方式将宽带信道转化成若干个平坦的窄带子信道, 每个子信道上的带宽小于信道总带宽, 其子信道上的频率

选择性衰落可以看作平坦性衰落。该技术起源于美国贝尔实验室 Ebert 等人^[6]提出的在子频带上采用多个互不影响的子信道来传输数据, 并且分别利用离散傅立叶变换 (discrete Fourier transformation, DFT) 和离散傅里叶逆变换 (inverse discrete Fourier transformation, IDFT) 进行调制和解调。到了 20 世纪末, 随着通信技术和信号处理技术的快速发展, 研究者^[7]采用了 DFT 的改进版快速傅立叶变换 (fast Fourier transformation, FFT) 和快速傅里叶逆变换 (inverse fast Fourier transformation, IFFT) 来代替 DFT。FFT 相比于 DFT 计算复杂度由 n^2 减少到了 $n \lg n$, 使得将 OFDM 技术应用于实际无线数据传输中成为可能。

OFDM 技术的核心思想是将信道通过频域划分为多个彼此正交的子信道, 并将原始的高速串行信号流调制到了多个互相正交的子信道中传输。这样每个子信道中分别传输各自的子信号流, 由于子信号流之间的相互正交性, 因此每个子载波彼此独立并且互不干扰, 从而大大提高了通信性能。

2.3 多入多出技术

MIMO (multiple-input and multiple-output) 技术是指发射端与接收端使用多个发射天线和接收天线, 用以提高数据速率并减少误比特率。MIMO 利用信道编码和多天线技术, 信号 $S(t)$ 经过空时编码成为 N 个发射子流: $W_k(t)$ ($k=0, 1, \dots, N-1$), 该 N 个子流会通过 N 个天线发射出去, 在空间中传输后由 M 个天线接收, MIMO 接收机则会通过空时解码来处理这些子数据流。由于发送和接收同时使用空域和时域分集的方法来降低信道误码率, 因此有效改进了无线链路的可靠性。

另一方面这 N 个子流是同时发射只会占用同一传输信道, 并不会增加使用带宽。相比于普通天线, MIMO 系统会占用更多的传输空间, 用来在各发射和接收天线构筑多条相互独立的通道, 产生多个并行空间信道来达到空间复用目的, 从



而提高了系统的传输容量。

对于天线数和信道容量的关系,可以假设在发射端的各个天线发射独立的等功率信号,使得各个信号服从瑞利分布,根据 MIMO 系统的信道传输特性和香农信道容量计算方法,推导出平衰落 MIMO 系统信道容量近似表达式:

$$C = [\min(N, M)] B \log_2 \left(\frac{\text{SNR}}{2} \right) \quad (2)$$

其中, B 为信号带宽, SNR 为接收端平均信噪比,表明了在同传输带宽和接收端信噪比不变的情况下, MIMO 系统的信道容量随最小天线数目的增加而线性增加。在不占用额外带宽也不消耗额外发射功率的情况下,利用 MIMO 可以成倍地增加系统传输容量,实现提高频谱利用率的目的。

2.4 信道状态信息

近年来, OFDM 与 MIMO 相互结合成为了新一代无线局域网和广域网的核心技术,并且实现了从商用的无线信号中提取到信道状态信息^[8]的方法。例如,无线局域网中的 CSI (channel state information) 从参数上表现了无线信号在给定的传输环境下其无线通信链路受到的散射、衰落和功率衰减等物理变化,是一个描述无线局域网中物理层特征的参量。

根据 OFDM 原理,无线信号被调制为若干个不相干的子载波,由于每个子载波上的信号都会受到不同的能量衰减、传输时延和相位平移。信道的冲激响应 (channel impulse response, CIR) 可表示为:

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N |a_i| e^{-j\theta_i} \delta(\tau - \tau_i) \quad (3)$$

其中, N 表示多径数量, a_i 、 θ_i 和 τ_i 分别表示第 i 条信道上的信号幅度、相位和时延, $\delta(\tau)$ 为狄拉克函数,满足:

$$\begin{cases} \delta(x) = 0, x \neq 0 \\ \int_{-\infty}^{\infty} \delta(x) dx = 1 \end{cases} \quad (4)$$

对 CIR 进行快速傅立叶变换,得到信道频率

响应:

$$H(f) = \text{FFT}[h(\tau)] \quad (5)$$

进一步对 CFR 频率抽样,可以得到信道状态矩阵:

$$H = [H(f_1), H(f_2), \dots, H(f_k)] \quad (6)$$

$$H(f_i) = |H(f_i)| e^{j\angle H(f_i)}, i = 1, 2, \dots, k \quad (7)$$

其中, $H(f_i)$ 即表示第 i 个子载波, $|H(f_i)|$ 表示第 i 个子载波的信号振幅, $\angle H(f_i)$ 表示第 i 个子载波的信号相位。

在实验上,根据 Halperin^[9]所提出的基于 Intel5300 网卡 CSITool 平台或基于 Atheros^[10]网卡 CSI 提取工具都可以获取到实际无线通信场景下的 CSI 测量数据,如图 1 所示。

其中, X 轴表示子载波数目; Y 轴表示时间,发射端每秒发送 100 个数据分组,接收端 10 s 共收到 1 000 个数据分组; Z 轴表示 CSI 幅度。

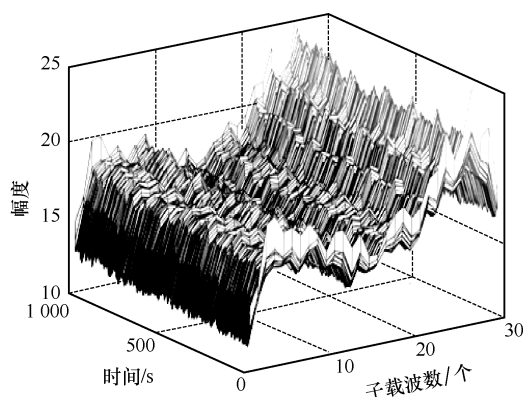


图 1 CSI 数据三维图

3 基于信道状态的室内感知技术

本节将基于信道状态的室内感知技术划分为静止状态感知和运动状态感知。

3.1 静止状态感知

由于无线信号在室内传播时受到墙壁、地面和家具等物体的阻碍从而发生反射、散射和衍射等多种效应,如室内人体处于静止状态时就会对无线信号造成独特的干扰,接收端可以根据收到

的 CSI 数据并进行反演计算从而实现对环境,特别是人体状态的感知。常见的静态感知技术有:室内人体位置感知、室内火灾感知和人体朝向感知等。

3.1.1 室内人体位置感知技术

全球定位系统(GPS)在室外环境下可以提供高精度的定位和导航服务,但是在室内往往由于GPS信号发生严重衰减导致无法正常使用,因此室内的人体位置和朝向感知一直是研究热点之一。例如,根据商场或美术馆中人体的位置和朝向就能推断该人员当前活动状态,并可以进一步分析和预测人员走动情况,从而实现广告精准推送或避免发生拥挤情况等安全隐患问题。

目前主流室内定位技术有红外线定位、超声波定位、视觉定位、蓝牙、ZigBee等,但如今无线局域网的迅速发展使得Wi-Fi定位^[11-13]成为了室内无源定位的重要方法之一。Wu^[14]通过采集室内人员不同位置CSI参数构造了训练数据集,基于室内位置指纹库并结合置信度和朴素贝叶斯方法实现了86%定位准确率。Wu^[15]还将CSI数据进一步采用复杂网络方法进行位置特征挖掘,假设 a 、 b 和 c 为不同的子载波,其可视图(visibility graph, VG)幅度如式(8):

$$A_c < A_b + (A_a - A_b) \times \frac{f_b - f_c}{f_b - f_a} \quad (8)$$

其中, A_i 代表幅度, f_i 代表频率,同时以无线局域网中的信道状态信息作为原始物理量构建网络并提取网络特征。在此基础上,通过机器学习算法进行位置的分类,在效果上进一步将室内定位的准确率提高到了96%。但是高精度的定位需要在参考点采样足够的数据,消耗了大量的人力和时间,而Hsieh等人^[16]提出幅度特征的卷积生成对抗网络(AF-DCGAN)模型扩展了指纹数据库,显著增加特征图的多样性,与深度学习结合的方法^[17-18]提高了感知室内位置的效率。

3.1.2 室内火灾感知技术

火灾是威胁人类生命财产的重大灾难之一,

如果未及时发现火灾发生或没有采取适当措施,火灾将会造成不可估计的损失。室内广泛存在的无线网络也为火灾感知提供了可能性,Zhong^[19]采用Wi-Fi信号来感知火灾,实验发现火焰对无线信号传输幅值和相位有一定的影响,由此提出了一种使用商用Wi-Fi设备的火灾感知系统Wi-Fire,并且在两个典型的室内环境中进行了视距(LOS)和非视距(NLOS)场景的广泛实验,其采用随机森林分类模型可以达到LOS场景下96.67%,NLOS场景下95.5%的检测精度。

3.1.3 人体朝向感知技术

室内人体朝向往往与其当前关注点或下一步动作有关,感知室内人体的朝向有助于判断人体静态状态和运动趋势。目前一般采用陀螺仪等传感器,但成本高并且携带不便利。由于人体朝向不同时会引起环境的不同变化,从而对Wi-Fi的信道状态产生了不同的影响。徐强^[20]尝试了采用Wi-Fi来实现室内人体朝向感知的方法,通过感知朝向对CSI参数特征的识别,采用了将信道状态与机器学习的朴素贝叶斯算法相结合来构建四朝向分类器,完成对人体朝向的分类。根据朴素贝叶斯的思想基础,通过计算测试样本在每个类别下的概率,取概率最大的对应的分类作为估计方向:

$$P(d_k | F_{\text{test}}) = \max \left\{ \prod_{j=1}^m P(f_j | d_i) \right\} \quad (9)$$

其中, F_{test} 是测试数据处理后得到的特征值, f_j 表示该样本的第 j 个特征值, m 为样本的总特征指数。最终达到了90%的平均检测精度和98%的最佳检测精确度。

对上述基于Wi-Fi信道状态的静态感知系统进行了对比,结果见表1。

3.2 运动状态感知

当人体处于运动状态时,在一系列动态时间段中会对无线信号的传播造成连续时间的干扰,从而使得Wi-Fi接收端呈现独特的CSI时间序列数据。常见的动态感知有:室内入侵感知、手势



表 1 静态感知系统对比

系统	年份	工作内容	准确率
多场景室内人体定位 ^[14]	2017 年	置信度结合朴素贝叶斯	86%
复杂网络室内人体定位 ^[15]	2018 年	可视化网络	96%
火灾检测 Wi-Fi ^[19]	2017 年	多场景实验结合随机森林	96.67%和 95.5%
人体朝向检测 ^[20]	2017 年	置信度结合朴素贝叶斯	90%

识别感知、室内吸烟行为感知、呼吸变化感知、室内摔倒动作感知以及人群流量统计和感知等。

3.2.1 室内入侵感知技术

目前室内入侵检测的主要方法包括基于视频图像检测、基于传感器检测和基于红外线检测等技术。但是,上述 3 种技术受限于光线、人工干预和价格昂贵等缺点,其中最有效的视频监控在某些场合又受到隐私问题的限制,因此基于 Wi-Fi 信道状态的被动式人员感知和检测技术受到了越来越多研究者的青睐。参考文献[21-22]研究了基于 Wi-Fi 的被动入侵感知系统,通过检测室内无线环境 CSI 参数的变化特征实现人员动态移动状态下的入侵感知,实验结果表明在多种室内场景和无线环境下,其人员进入的检测精度都可以达到 95%以上。Li 等人^[23]设计并实现了一种自适应人类入侵感知 AR-Alarm 系统,该系统通过自适应学习机制可在不同环境中进行实时入侵检测,可以区分室内非正常人员进入和正常的物体运动,具有一定的商业应用前景。

3.2.2 手势识别感知技术

手势识别^[24-27]作为新一代的人机交互方式,相比于头部面部具有更为灵活和丰富的动作,不同的手势可以表达出不同的含义,因此在机器人控制和智能家居中具有广泛的应用前景。

手势识别一般通过主动佩戴传感器或通过视频处理的方式进行。如通过采集动态手势图像,并基于轨迹判断和模式识别方法进行手势特征匹配,从而解决了传统方法对手势检测不理想的瓶颈。

进一步地,为解决图像方式需要摄像头等设备昂贵的问题,可以采用低成本的商业 Wi-Fi 系统来进行手势识别^[28],通过频域衰减补偿、高频噪声移除和平滑处理等方法,并结合 *K-means* 和手势识别算法 *K-DTW*,实验得到了 93%的检测精度。Tian 等人^[24]提出了 Wi-Catch 手势识别感知系统是利用捕捉手势动作反射引起的信道状态变化,通过一种干扰消除算法减少静止物体反射信号造成的干扰,并通过基于时域的信号来重构手势的运动轨迹,最后采用 SVM 来完成分类,达到了 96%的识别准确度。

3.2.3 室内吸烟行为感知技术

如今越来越多的室内环境要求实施禁烟措施,但基于视觉的摄像头系统和基于传感器的烟雾检测系统都存在着购买设备和光线限制等缺陷,因此基于商用 Wi-Fi 的吸烟行为感知系统也应运而生。Zheng^[29]分析了共同的吸烟特征对于室内无线 CSI 信号的影响,通过抽取和匹配吸烟的动态行为序列来完成对吸烟行为的感知,实验在室内非视距和穿墙情况下都证明了所训练模型的有效性和稳健性。

3.2.4 呼吸变化感知技术

据报道,发达国家中有 30%的老年人患有呼吸系统疾病,而呼吸速率是呼吸系统疾病的一项十分重要的生命指标,直观反映了人体呼吸系统的健康状况。目前一般采用二氧化碳图和阻抗充气造影术等方式来检测老人睡眠呼吸速率,但由于价格昂贵和佩戴传感器对人体造成不舒适等因素而难以普及,因此 Wi-Fi 系统也被用于非接触

式呼吸感知方法^[30]。Zhang^[31]利用现有的 Wi-Fi 设备对呼吸状态进行了跟踪,将硬件校正和软件校正相结合,提出一个联合的 AOA-TOF 稀疏回复方法来处理多径效应,通过利用复合衰减系数的相位变化感知呼吸状态和呼吸速率,实验中表明该系统的检测精度可以达到 99%。参考文献[32-34]设计的呼吸感知系统,能够利用呼吸引起微波的信道状态变化来感知呼吸节律,从而做出呼吸率估计。

3.2.5 室内摔倒动作感知技术

摔倒是威胁老年人生理健康的重要原因,主要检测方法包括计算机视觉、佩戴传感器和红外 LED 检测方法,但同样受限于价格昂贵和部署实施困难等原因,因此基于 Wi-Fi 信道状态的摔倒感知技术便进入了研究者的视野^[35-37]。

Hao^[38]提出了一种无接触、低成本和高准确率的商用 Wi-Fi 摔倒感知系统,完成对摔倒动作的实时识别和自动检测。参考文献[39]中的工作是发现了两根天线上的 CSI 相位差比幅值更为敏感,从而可以更准确地从日常活动中分辨出摔倒动作。同时,该工作还提出了菲涅尔区模型用以细粒度描述区域内摔倒动作特征,发现摔倒动作发生时 CSI 数据的时域功率谱急剧下降等规律可以进一步地提升感知系统检测精度。此外,浴室、楼梯等地方发生跌倒事故的概率更高,因此,Zhang 等人^[40]提出了使用基于 Wi-Fi 的危险姿势感知系统,通过从信道状态变化中提取幅度和相位特征,输入支持向量机(SVM)算法中检测异常,主要用于感知浴室中的摔倒行为。而 Dong 等^[41]提出了在楼梯环境下的 CSI 跌倒感知算法,比较了无线信号在楼梯和平面环境下的信道状态差异,更好地感知人员跌倒和入侵行为。Wang 等人^[42]则设计了 Toi-Fall,一种用于室内环境中跌倒感知的原型,通过提取和分类不同人体运动在信道状态特征图像上形成的各种纹理,实验达到了 98%的跌倒检测精确度。

3.2.6 人群流量统计和感知技术

室内人群流量感知是与环境安全密切相关的问题,准确的人数统计提供了关于人群流动和人员动态分布等有价值的信息,在智能人群控制和零售管理方面起着至关重要的作用。通过摄像头进行人脸识别技术来统计人数是当前人群流量感知的主要手段之一。不过,实验发现人体存在与运动都会影响信道状态信息参数,因此也有研究人员采用商用 Wi-Fi 设备构建了人群流量感知系统 Wi-Count^[43],无需被检测人员主动参与或携带传感器,通过室内现有的 Wi-Fi 基础设备联合部署就可以实现对门口的流动人员个数统计。该方法不仅可以感知门外人群的流动方向,并且可以在多人同时通过的情况下通过信号分离算法准确估算出通过人数,实验表明对于人员流动方向感知和人数统计平均准确率分别为 95%和 92%。

随着深度学习研究的深入,越来越多的基于信道状态的室内感知技术开始应用深度学习算法。参考文献[44-45]中利用基于信道状态信息和深度学习结合实现人群流量统计感知,包括利用卷积神经网络(CNN)提取人数和信道状态之间的关系,并使用长短期记忆(LSTM)解决人数感知对环境的依赖,准确率达到了 98%。

对上述基于 Wi-Fi 的动态感知系统进行了对比,结果见表 2。

4 结束语

本文详细阐述了基于商用无线网络的信道状态进行室内人体、环境感知原理和技术实现方法,实现将商用无线通信网络向无线感知应用的技术拓展。CSI 相比传统的 RSSI 可以更加细粒度描述与室内环境、动作变化等相关的无线信道物理层特征,提供了幅度、相位等更为充分的信道信息,因此可以实现一些更高精度、更好稳定性的室内无线感知系统。随着深度学习技术的发展,CNN、RNN 和 LSTM 等各种深度学习算法也进入了 CSI



表2 动态感知系统对比

系统	年份	工作内容	准确率
人员感知入侵检测 ^[21]	2018 年	提出了 LCR/SCR	95%
入侵检测和人体行为识别 ^[22]	2018 年	Kalman-PCA-SVM 检测 LOS 路径	96%
人体手势检测 ^[28]	2016 年	提出手势识别算法 K-DTW	93%
室内人员吸烟检测 ^[29]	2016 年	非视距和穿墙吸烟动作识别	92.8%
呼吸以及速率检测 ^[31]	2019 年	联合 AOA—TOF 稀疏回复法	99%
室内老人摔倒 ^[38]	2018 年	实现自动分割和检测、天线之间相位差	91%
人数统计与人群流向 Wi-count ^[43]	2018 年	实现了人数统计和人群流向	95%和 92%

数据处理的应用中,取得了较好的实验效果。尽管近些年利用信道状态进行人体和环境感知方面取得了大量突破性工作,但是基于信道状态的室内感知领域方面仍然处于蓬勃发展阶段,随着以深度学习为代表等各种前沿技术的加入,期待在不久的将来能涌现出来越来越多的创新型研究成果。

参考文献:

- [1] WANG X Y, GAO L J, MAO S W, et al. CSI-Based fingerprinting for indoor localization: a deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(1): 763-776.
- [2] LV J, MAN D, WU Y, et al. Robust WLAN-based indoor intrusion detection using PHY layer information[J]. IEEE Access, 2018(6): 30117-30127.
- [3] DOMENICO S D, SANCTIS M D, CIANCA E, et al. Wi-Fi-based through-the-wall presence detection of stationary and moving humans analyzing the doppler spectrum[J]. IEEE Aerospace & Electronic Systems Magazine, 2018, 33(5-6): 14-19.
- [4] KIM Y, MOON T. Human detection and activity classification based on micro-doppler signatures using deep convolutional neural networks[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2016, 13(1): 8-12.
- [5] JIANG H, CAI C, MA X, et al. Smart home based on Wi-Fi sensing: A survey[J]. IEEE Access, 2018(6): 13317-13325.
- [6] WEINSTEIN S, EBERT P. Data transmission by frequency-division multiplexing using the discrete fourier transform[J]. IEEE Transactions on Communications, 1971, 19(5): 628-634.
- [7] WONG C Y, CHENG R S, LATAIEF K B, et al. Multiuser OFDM with adaptive subcarrier, bit, and power allocation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1999, 17(10): 1747-1758.
- [8] ZHI W, HAN J, WEI X, et al. Efficient and secure key extraction using channel state information[J]. Journal of Supercomputing, 2014, 70(3): 1537-1554.
- [9] 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.
- [10] YANG J, ZOU H, JIANG H, et al. CareFi: sedentary behavior monitoring system via commodity Wi-Fi infrastructures[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(8): 7620-7629.
- [11] HUANG X, GUO S, WU Y, et al. A fine-grained indoor fingerprinting localization based on magnetic field strength and channel state information[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2017(41): 150-165.
- [12] LI T, WANG H, SHAO Y, et al. Channel state information-based multi-level fingerprinting for indoor localization with deep learning[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2018, 14(10): 1-12.
- [13] HAN S, LI Y, MENG W, et al. Indoor localization with a single Wi-Fi access point based on OFDM-MIMO[J]. IEEE Systems Journal, 2018 (4): 964-972.
- [14] WU Z F, XU Q, LI J, et al. Passive indoor localization based on CSI and Naive Bayes classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(9): 1566-1577.
- [15] WU Z F, LEI J, JIANG Z, et al. Accurate indoor localization based on CSI and visibility graph[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2549-2550.
- [16] HSIEH C, CHEN J, NIEN B. Deep learning-based indoor localization using received signal strength and channel state information[J]. IEEE access, 2019(7): 33256-33267.
- [17] CHEN H, ZHANG Y, LI W, et al. ConFi: convolutional neural networks based indoor Wi-Fi localization using channel state information[J]. IEEE Access, 2017(5): 18066-18074.
- [18] WANG X, MAO S. Deep convolutional neural networks for indoor localization with CSI images[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2018(9): 2327-2339.
- [19] ZHONG S, HUANG Y, RUBY R, et al. Wi-Fire: device-free fire detection using WiFi networks[C]//IEEE International Conference on Communications, May 21-25, 2017, Paris, France. Piscataway IEEE Press, 2017: 1-6.
- [20] 徐强. 基于信道状态信息的室内无源定位技术研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2017.
- [21] XU Q. Research on indoor passive location technology based on channel state information[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2017.
- [22] 李璐汐. 基于 WLAN 的人员感知与入侵检测技术研究与设计[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
- [23] LI L X. Research and design of personnel perception and intrusion detection technology based on WLAN[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [24] 周健. 无线感知网络中基于 CSI 的室内入侵检测与行为识别研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.

- ZHOU J. Research on indoor intrusion detection and behavior recognition based on CSI in wireless perceptual networks[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [23] LI S, LI X, NIU K, et al. AR-Alarm: an adaptive and robust intrusion detection system leveraging csi from commodity Wi-Fi[C]// International Conference on Smart Homes and Health Telematics, August 12-16, 2017, Cham, Germany. Berlin: Springer, 2017: 211-223.
- [24] TIAN Z, WANG J, YANG X, et al. WiCatch: a Wi-Fi based hand gesture recognition system[J]. IEEE Access, 2018(6): 16911-16923.
- [25] MA Y S, ZHOU G, WANG S Q, et al. SignFi: sign language recognition using Wi-Fi[J]. ACM Interaction Mobile Wearable Ubiquitous Technology, 2018, 2(1): 1-21.
- [26] MUHAMMAD S, ZHANG S H. Augmenting user identification with Wi-Fi based gesture recognition[J]. ACM Interaction Mobile Wearable Ubiquitous Technology, 2018, 2(3): 1-27.
- [27] RAGHAV H, VENKATNARAYAN, GRIFFIN PAGE. Multi-user gesture recognition using Wi-Fi[C]//The 16th Annual International Conference on Mobile Systems, CA, USA. New York: ACM Press, 2018: 401-413.
- [28] CHEN J, LI F, CHEN H, et al. Dynamic gesture recognition using wireless signals with less disturbance[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2019, 23(1): 17-27.
- [29] ZHENG X, WANG J, SHANGGUAN L, et al. Smokey: ubiquitous smoking detection with commercial wifi infrastructures[C]// IEEE International Conference on Computer Communications, April 10-14, 2016, San Francisco, USA. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-9.
- [30] LIU J, CHEN Y, WANG Y, et al. Monitoring vital signs and postures during sleep using Wi-Fi signals[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 2071-2084.
- [31] ZHANG D, HU Y, CHEN Y, et al. Breathtrack: tracking indoor human breath status via commodity Wi-Fi[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019(99): 1-1.
- [32] ZENG Y W, YI E, WU D, et al. A full human respiration detection system using commodity Wi-Fi devices[C]//ACM International Joint Conference, Oct 8-12, 2018, Singapore, Singapore. New York: ACM Press, 2019: 480-483.
- [33] YANG Y, CAO J, LIU X, et al. Multi-person sleeping respiration monitoring with COTS Wi-Fi devices[C]// 2018 IEEE 15th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS), Oct 9-12, 2018, Chengdu, China. Piscataway: IEEE Press, 2018: 37-45.
- [34] LEE S, PARK Y, SUH Y, et al. Design and implementation of monitoring system for breathing and heart rate pattern using Wi-Fi signals[C]//IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference, Jan 12-15, 2018, Las Vegas, NV, USA. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-7.
- [35] WOO S, BYUN J, KIM S, et al. RNN-based personalized activity recognition in multi-person environment using RFID[C]//IEEE International Conference on Computer and Information Technology. Dec 8-10, 2016, Nadi, Fiji. Piscataway: IEEE Press, 2016: 708-715.
- [36] WANG F, GONG W, LIU J. On spatial diversity in Wi-Fi-based human activity recognition: a deep learning based approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019(99): 1.
- [37] CHOWDHURY T Z. Using Wi-Fi channel state information (CSI) for human activity recognition and fall detection[D]. Vancouver: University of British Columbia, 2018.
- [38] HAO W, ZHANG D, WANG Y, et al. RT-Fall: areal-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 511-526.
- [39] ZHANG F, ZHANG D, JIE X, 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 and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(1): 53-76.
- [40] ZHANG Z, ISHIDA S, TAGASHIRA S, et al. Danger-Pose Detection System Using Commodity Wi-Fi for Bathroom Monitoring[J]. Sensors, 2019, 19(4): 287-290.
- [41] DONG Z H, LI F M, YIN J L, et al. Indoor motion detection using wi-fi channel state information in flat floor environments versus in staircase environments[J]. Sensors, 2018, 18(7): 2177-2177.
- [42] WANG Z Q, GU Z H, YIN J W, et al. Syncope detection in toilet environments using Wi-Fi channel state information[C]//The 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers, Oct 8-12, 2018, Singapore. New York: ACM Press, 2019: 287-290.
- [43] YANG Y, CAO J, LIU X, et al. Wi-Count: passing people counting with COTS WiFi devices[C]//International Conference on Computer Communication and Networks, July 30-Aug 2, 2018, Hangzhou, China. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-9.
- [44] LIU S, ZHAO Y, XUE F, et al. DeepCount: crowd counting with Wi-Fi via deep learning[J]. Signal Processing, 2019: 211-223.
- [45] HUANG H, LIN S. WiDet: Wi-Fi based device-free passive person detection with deep convolutional neural networks[C]//The 21st ACM International Conference on Modeling, Oct 28-Nov 2, 2018, Montreal, Canada, New York: ACM Press, 2018: 53-60.

[作者简介]



吴哲夫 (1971—)，男，浙江工业大学副教授、硕士生导师，主要研究方向为无线通信技术和传感网络应用等。

汪晗 (1995—)，男，浙江工业大学硕士生，主要研究方向为无线网络室内环境和人体检测技术。

陈骋 (1991—)，男，浙江省通信产业服务有限公司通信工程师，主要研究方向为无线网络应用。

王中友 (1973—)，男，浙江省通信产业服务有限公司教授级高级工程师，主要研究方向为计算机网络和物联网技术等。

黄巍 (1973—)，男，浙江省通信产业服务有限公司高级工程师，主要研究方向为无线通信技术和计算机应用软件开发等。