

基于 WiFi 信号的人体行为感知技术研究综述

鲁 勇 吕绍和 王晓东 周兴铭

(国防科技大学并行与分布处理国家重点实验室 长沙 410073)

摘 要 随着计算技术的发展,以机器为中心的计算模式正朝着以人为中心的计算模式转变,让人成为计算环节的一部分,促进物理世界和信息世界的融合,实现高层次人机交互是未来的发展方向.对人体行为的准确感知和理解则是必不可少的技术支撑.近年来,随着 WiFi 热点部署数量的不断增多以及 WiFi 在感知尤其是定位领域的广泛运用,基于 WiFi 信号的人体行为感知技术引起了人们的广泛关注.其基本原理为当 WiFi 信号在传播过程中遇到人体,发生反射、折射、衍射以及散射等现象,这些现象对信号的正常传播产生扰动,通过分析接收信号,检测信号扰动变化特征,便可感知信号传播过程中所遇到人体的状态. WiFi 行为感知基于已有通信设备,利用环境中广泛存在的 WiFi 信号,具有良好的普适性和扩展性.与传统的人体行为感知方法,如计算机视觉感知技术、红外感知技术以及专用传感器感知技术等相比,基于 WiFi 信号的人体行为感知技术具有非视距、被动感知(无须携带传感器)、成本低、易部署、不受光照条件限制、扩展性强等一系列优势.为进一步提升对 WiFi 感知技术的关注和理解,推动 WiFi 感知技术的不断发展,该文对 WiFi 行为感知技术进行了详细的介绍和分析.该文首先详细回顾了 WiFi 感知技术从 2000 年至今的发展历程,分别介绍了 WiFi 信号室内传播的静态模型、动态模型以及人体建模方法.依据 WiFi 感知的流程,按照信号采集、预处理、特征提取到训练与分类的步骤,详细阐述了 WiFi 行为感知的工作原理及方法.针对 WiFi 感知在日常行为感知、手势识别、生理信号感知、身份认证、群体感知以及摔倒检测等六个方面的工作和应用现状进行了详细的介绍和分析.最后,基于最新研究动态提出了 WiFi 感知未来的研究方向,包括抗干扰感知、高层特征提取、去中心化感知、迁移感知、并发感知以及协作感知等.

关键词 人本计算;WiFi 感知;行为分析;手势识别;身份认证;人机交互

中图法分类号 TP393 **DOI 号** 10.11897/SP.J.1016.2019.00231

A Survey on WiFi Based Human Behavior Analysis Technology

LU Yong LV Shao-He WANG Xiao-Dong ZHOU Xing-Ming

(National Laboratory for Parallel and Distributed Processing, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract With the development of computing technology, machine-centered computing is turning into human centered computing. Making human part of the computing and realizing high level human-computer interaction are the directions of the future development towards highly fusion of physical world and information world. It is critical to precisely sense and analyze human behavior for human centered computing. In recent years, with wide deployment of WiFi hotspots and rapid development of WiFi based indoor localization technology, WiFi based sensing technologies, specifically, WiFi based human behavior analysis is gaining increasing attractions. WiFi based behavior analysis is a recently developed recognition technology relying on the development of advanced signal processing technology. This technology utilizes the ubiquitous narrowband WiFi signals to achieve action recognition and to proceed behavior analysis. During propagation in the

收稿日期:2017-02-22;在线出版日期:2017-10-05. 本课题得到国家自然科学基金(61472434,61572512,61402510)以及 HPCL 高性能计算重点实验室开放基金面向复杂空间目标 WiFi 阵列数据密集型处理方法资助. 鲁 勇,男,1990 年生,博士研究生,主要研究方向为无线网络与移动计算、WiFi 感知技术. E-mail: yonglu@nudt.edu.cn. 吕绍和,男,1982 年生,博士,助理研究员,主要研究方向为无线通信、机器学习、智能计算. 王晓东,男,1973 年生,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为无线通信、社交网络、智能计算. 周兴铭,男,1938 年生,教授,博士生导师,中国科学院院士,主要研究领域为高性能计算、网络计算.

air, the signals produced by WiFi transmitters will be blocked, reflected, scattered or diffracted by human body. Therefore, the signal received by the receiver is a multipath superimposed one which is composed of the signals spread through multiple paths including direct, reflection, scattering and diffraction. Different human activities result in different features of propagation since specific propagation paths will be shaped when signals get blocked, reflected, diffracted, or scattered by human body. Therefore, action recognition is conducted through the analysis of the distinguishable features of signal propagation. As a result of the ubiquity of WiFi communication system, such WiFi based recognition systems can be easily deployed. Compared to traditional methods, such as computer vision based methods, referred based methods and special sensor based methods, WiFi based behavior analysis has a lot of advantages. First of all, it can conduct not only line-of-sight (LOS) sensing but also non-line-of-sight (NLOS) sensing, for example, through wall sensing. Secondly, the sensing is passive, which means no additional devices are needed. It can be deployed on existing commercial device, such as wireless router, wireless network interface card, laptop, mobile phone and so on. The fact that WiFi based sensing utilizes existing signal in the environment makes it low cost, low energy consuming and easy to deploy. Also, for WiFi based sensing, there is no limitations on illuminations. It can work both day and night. To have a further understanding of WiFi based sensing technology and promote the development of WiFi based sensing, this paper makes comprehensive introductions and analysis both on the basic principles and applications. It firstly reviews the development history of WiFi based sensing technology since 2000. Then the static and dynamic model of WiFi signal indoor propagation and human model in wireless environment are introduced. According to the processing procedure, from WiFi signal collection, preprocessing, feature extraction, to training and classification, the paper makes detailed introduction and analysis. Then the paper summarizes in detail applications of WiFi based sensing in six areas including daily behavior sensing, gesture recognition, bio-signal sensing, human identification, crowd sensing and fall detection. At last, based on the latest researches, the paper proposes several research areas including interference resilient sensing, hyper-level feature extraction, de-centered sensing, transfer sensing, concurrent sensing and cooperative sensing in the future.

Keywords human-centered computing; WiFi sensing; activity analysis; gesture recognition; identification; human computer interaction

1 引 言

随着计算机科学的迅速发展,计算技术正从以机器为中心模式转变为以人中心模式,即人本计算.其核心思想是实现机器对人体行为的感知和理解,使人成为计算环节的一部分,因此人体行为感知和分析技术至关重要.

实际上,过去几十年以来,人们一直在不断创造新的技术来实现更有效的人体行为感知和分析.手势识别、步态识别、动作分析、情感识别等众多行为分析技术已逐步应用到日常生活中.当前人体行为感知和分析的技术手段主要有以下几种方式:

计算机视觉.通过摄像头采集人体行为动作图像序列,利用计算机视觉计算方法,提取和识别人体动作序列,如手势、步态等^[1-2].该方法识别准确,是目前使用最为广泛的一种方法.但是该方法计算量巨大,容易受到光照条件以及障碍物的影响.同时摄像头存在监测死角,只能实现视距下特定范围内的感知.

红外技术.利用红外线对人体进行成像,能够在昏暗的环境下实现感知,代表性产品有 Leap Motion^①和微软的 Kinect^②等.基于红外的感知不受光线条

① Leap Motion. <https://www.leapmotion.com>

② Microsoft X-Box Kinect. <http://www.xbox.com>

件的限制,可实现非视距感知,但是红外感知范围有限,需要布设昂贵的附加设备,难以大规模应用。

专用传感器技术. 通过将专用传感器,如加速度计等安装到人体上,采集相关的动作信息,从而实现人体行为感知。例如,在 Philips Lifeline^① 中,加速度计被安装在人体身上来实现摔倒检测;在 Grand Care^② 中,运动传感器被安装在门上来监测病人的活动;在 BodyScop^[3] 中,声学传感器被用来区分吃饭和咳嗽等行为;在 Skinput^[4] 中,通过声波传感器将人体皮肤转变成触控屏幕;在 Textlive^[5] 中,智能传感器被用来监测驾驶行为。专用传感器可以实现细粒度的行为感知,但是造价昂贵,安装和携带不便,难以广泛应用。

近年来基于 WiFi 信号的人体行为分析技术引起了学者的广泛关注。早在 2000 年时,Bahl 等人^[6]就提出了 Radar,一个基于 WiFi 信号强度信息(Received Signal Strength, RSS)来进行室内定位的系统。这是 WiFi 信号首次被用来进行感知。随后基于 WiFi 的室内定位技术获得了很大的发展。但是关于 WiFi 定位的相关工作不在本文的讨论范围之内,参考文献[7-8]。2012 年,Chetty 等人^[9]通过收集 WiFi 信号,分析多普勒频移,实现了对人体动作的非视距感知。2013 年,Nuzzer^[10]基于 WiFi RSS 信息实现了简单的动作检测,但是 Nuzzer 只能区分是否有动作,并不能区分不同的动作。而 WiVi^[11]和 WiSee^[12]等系统在完全不携带任何传感器的情况下,实现了基于 WiFi 信号的手势识别。在 2011 年,Halperin 等人^[13]发布了从商用网卡里提取信道状态信息(Channel State Information, CSI)的 CSI tool 工具,极大方便了在商用 WiFi 设备上获取 CSI 信息,使得利用更细粒度的 CSI 信息进行感知成为新的潮流。随后基于 WiFi 信号的人体行为感知技术迅速发展,出现了睡眠检测^[14]、跌倒检测^[15-18]、手势识别^[19-23]、WiFi 成像^[24-25]、唇语识别^[26]、人群检测^[27]、空中触摸^[28]、日常行为检测^[9,29-36]、呼吸与心跳检测^[37-42]、步态识别^[43-49]、情感检测^[50-51]、人机交互^[52-53]、轨迹跟踪^[54-56]等一系列应用。

如表 1 所示,与传统的行为分析技术相比,WiFi 行为分析技术具有很多独特的优点:

部署广泛。根据美国思科(Cisco)公司发布的预测报告^[57]显示,从 2016 年到 2021 年,全世界 WiFi 热点的数量将实现接近 6 倍增长,达到 5.42 亿个,真正实现无缝接入。

不需携带任何传感器。WiFi 行为感知是通过对人体反射的 WiFi 信号特征进行检测而实现的,不需要携带任何传感器。

非视距感知。WiFi 信号工作在 2.4G 和 5G 频段,具有较好的障碍穿越能力,能实现非视距感知。

不受灯光、湿度、温度等外界条件影响。WiFi 信号属于电磁波,其传播受光照、温度、湿度等的影响较小。

可扩展性强。随着 WiFi 技术的不断发展,WiFi 的通信带宽不断增加,天线数目也不断增多,为进一步提高感知精度和准确度奠定了坚实的基础。

虽然 WiFi 感知受到了广泛的关注并在很多应用领域展现了非凡的发展潜力,但是由于 WiFi 技术本身并没有针对行为识别技术进行相应的优化设计,因此基于 WiFi 的行为分析技术仍然受到以下因素的影响。

工作频段。目前 WiFi 的工作频段为 2.4 GHz 和 5GHz,只有当所识别的物体尺寸大于信号波长,即 6 cm 至 15 cm 时,才会对 WiFi 信号产生较为显著的影响,从而实现较高的检测精度。未来基于 60 GHz 频段的 WiFi 广泛部署后,可以实现更加精确的检测。

多径效应。WiFi 识别的应用场景以室内为主,室内环境复杂,造成 WiFi 信号传播的多径效应非常明显,严重影响收集到的 WiFi 信号,降低识别精度。

通信带宽。常用的 WiFi 通信带宽为 20 MHz,其中 802.11n 可提升至 40 MHz,802.11ac 可提升至 160 MHz,信号带宽的大小决定了 WiFi 感知的距离分辨率。现有带宽可分辨距离为 2 至 15 m。例如 802.11ac 的距离分辨率为 2m,则相距 2m 的两个物体可在 WiFi 信号中区分出来。通过将现有 WiFi 频段带宽拼接起来,目前的 WiFi 感知技术可实现亚米级精度。

天线数目。天线数目决定 WiFi 感知对物体方位的辨识能力。要实现更高精度的空间分辨率,需要增加天线的数目。

节点数目。实现多个节点同时部署,协同感知,在一定程度上能够提高感知的精度。

如何在已有 WiFi 设施的基础上,实现高精度可靠人体行为感知,成为了学者们广泛研究的课题。现有 WiFi 感知研究主要集中在以下几个方面:

信号传播与人体建模。不同于开阔空间,室内环

① Philips lifeline. <http://www.lifelinesys.com>

② Grand care. <http://www.grandcare.com>

境下 WiFi 信号的传播受到众多因素的影响. 对 WiFi 信号室内传播进行准确建模, 有利于降低误差提高精度. 如文献[33, 35]建立了 WiFi 室内传播的 Fresnel 模型, 从而可以有效实现对 WiFi 信号传播

的预测, 优化部署设计. 同时, 需要对人体进行建模, 从而分析信号遇到人体后的反射、散射等情况. 如文献[41]将人体建模为圆柱体, 从而实现了对人体呼吸的检测.

表 1 人体行为分析技术比较

技术	系统	部署设备	距离	造价	计算复杂度	精度
WiFi	WiSee ^[12] 、CARM ^[29] 、WiWho ^[43] 、WiFinger ^[21] 、UbiBreathe ^[37] 等	WiFi 热点	非视距	低	中等	中等
计算机视觉	Lei ^[58] 、Cheng ^[59] 、Zhong ^[60] 等	摄像头	视距	高	高	中等
红外	Leap Motion、Kinect 等	红外传感器	非视距	高	高	高
专用传感器	Lifeline、Grand Care、BodyScop ^[3] 等	专用传感器	近距	高	中等	高

信号采集与处理方法. 经过不断的探索, WiFi 感知已从简单的基于信号强度 (Received Signal Strength, RSS) 过渡到现在基于信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 的感知. 它充分利用了现有信号的特征, 实现了更细粒度的感知. 同时, 由于采集到的信号有噪声, 对信号的各种处理包括滤波、主成分分析、小波变换等也得到了广泛的研究.

特征提取与分类方法. 采集到的 WiFi 信号往往不能直接用于人体行为的识别和分析, 必须要从原始信号中提取相应的特征, 利用特定的分类算法, 对其进行分类和分析. 特征提取的不同将会直接影响到最终的识别结果.

针对以上这些问题, 广大研究者们已经进行了广泛的探索, 同时提出了很多优秀的解决方法, 实现了 WiFi 感知技术的不断进步, 为以后的应用奠定了夯实的基础.

为进一步提升对 WiFi 感知问题的关注和理解, 推动 WiFi 感知技术的不断发展. 在广泛阅读相关文献的基础上, 本文对现有基于 WiFi 信号的人体行为感知技术进行了详细的介绍和分析. 基于 WiFi 感知的流程, 本文从信号采集、预处理、特征提取到训练和分类等方面, 对现有研究工作都进行了详细的介绍、分析和对比. 同时, 针对现有的基于 WiFi 感知的新应用, 如日常行为感知、手势识别、身份认证、生理指标感知、群体感知以及摔倒检测等进行了相应的介绍和分析.

本文第 1 节为引言, 讲述基于 WiFi 信号的行为感知的技术背景; 第 2 节介绍基于 WiFi 信号人体行为感知的基本原理和模型; 第 3 节根据 WiFi 感知的流程, 从信号采集、预处理、特征提取以及分类与识别等方面分别进行介绍, 并对所涉及到的技术进行详细的分析和比较; 第 4 节从日常行为感知、手势识别、身份认证、生理指标感知、群体感知以及

摔倒检测等六个方面对 WiFi 行为感知技术的最新应用进行介绍; 第 5 节结合该技术本身, 从作者自身的角度提出了该技术未来可能的发展方向; 最后, 第 6 节对全文进行总结.

2 WiFi 感知的基本原理与模型

WiFi 感知的基本原理就是当信号在传播过程中遇到人体, 会发生反射、折射、衍射以及散射等现象, 对信号的正常传播产生扰动, 通过分析接收信号, 检测信号变化特征, 从而感知信号传播过程中所遇到的人体的状态. 因此, 对 WiFi 信号的传播进行建模至关重要. 本节将对 WiFi 信号的传播模型进行详细介绍.

2.1 静态传播模型

如图 1 所示, 无线信号在室内传播时, 由于受到墙壁、地面、人体等障碍物的阻碍从而发生反射、散射、衍射、折射等多种效应. 信号发送出去, 除了直射路径外, 还通过不同的反射面进行反射, 从而使得接收端同时收到来自不同路径的多个信号, 形成多径效应. 下面将从直射路径以及反射路径两个方面来对信号传播进行建模.

直射路径. 直射路径由于没有遇到障碍物, 在空

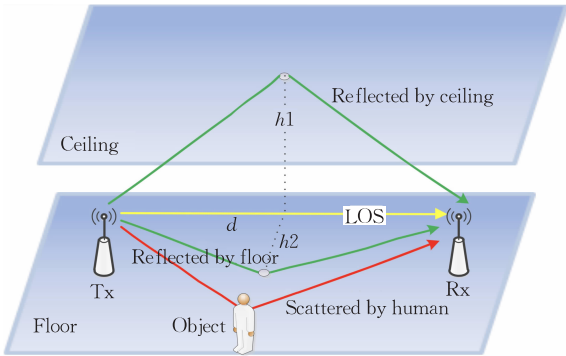


图 1 WiFi 信号室内传播模型^[62]

气中传播主要是遭受自由空间路径损耗。假设信号发射天线与接收天线之间的传播路径长度为 d , 那么根据 Friis 自由空间传播方程^[61]可得到:

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2} \quad (1)$$

其中, P_t 为发射功率, $P_r(d)$ 为接收功率, G_t 和 G_r 分别为发射和接收增益, λ 为波长, d 为传播距离。可见接收功率与传播路径的平方成反比, 距离越远, 接收功率越小, 感知的难度越大。

考虑天花板和地板的反射路径之后变为^[62]

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 (d + 4h)^2} \quad (2)$$

其中, h 为天花板和地板的反射点到直射路径之间的距离。

当有人存在时, 需要考虑人体对信号的散射^[15], 式(2)变为

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 (d + 4h + \Delta)^2} \quad (3)$$

其中, Δ 是人体扰动所造成的路径长度变化的近似。

可见, 当人未出现时, P_r 保持稳定, 当人出现后, 对信号产生扰动, 形成新的传播路径, 使得接收功率发生变化。

2.2 动态传播模型

除了前面所述的静态模型以外, 当人体运动时, 会对信号传播造成影响。人体运动造成信号传播路径不断变化。为了实现动作的准确检测可对人体运动对信号的影响进行建模。

运动所造成的对信号最显著的影响就是多普勒频移。多普勒频移的大小与物体的运动速度相关, 如式(4)所示:

$$\Delta f \propto \frac{2v \cos(\theta)}{c} f \quad (4)$$

其中, Δf 为所产生的多普勒频移, v 为物体的运动速度, c 为光速, f 为信号频率, θ 为物体相对运动方向。

通过计算接收信号的多普勒频移, 可以分析出人体的运动模式, 从而进一步识别人体行为动作。如文献[12]通过将 9 个不同人体动作所产生的多普勒频移变化模式作为指纹, 从而实现对 9 个动作的高精度识别。

文献[29]进一步将动态和静态模型结合起来, 统一对 WiFi 信号传播进行建模。如图 2 所示, 当人体运动时, 产生连续的多径变化效应, 对接收信号形成影响。

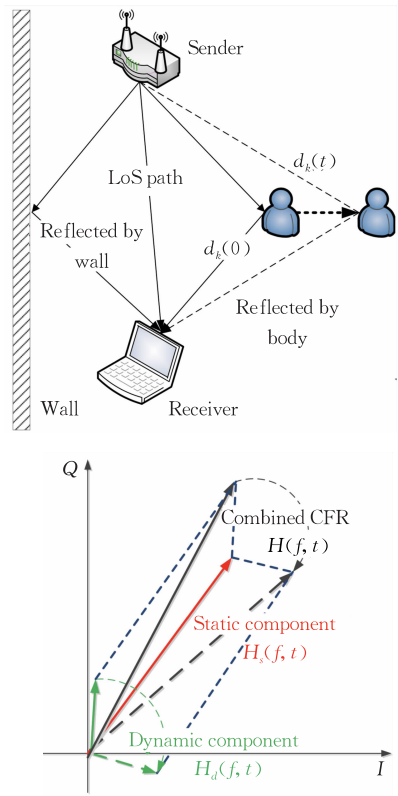


图 2 人体运动所引起的多径变化效应^[29]

将信号传播在频域中用式(5)简化表示:

$$Y(f, t) = H(f, t) \times X(f, t) \quad (5)$$

其中, $Y(f, t)$ 为接收信号, $X(f, t)$ 为发送信号, $H(f, t)$ 为信道频率状态响应 (Channel Frequency Response, CFR), 也就是经常所说的信道状态信息 CSI。

当信号通过 N 条路径达到接收端时有

$$H(f, t) = e^{-j2\pi\Delta f t} \sum_{k=1}^N a_k(f, t) e^{-j2\pi f \tau_k(t)} \quad (6)$$

其中, $a_k(f, t)$ 代表第 k 条路径的衰减和初始相位, $e^{-j2\pi f \tau_k(t)}$ 代表第 k 条路径的相位偏移, 其时延为 $\tau_k(f, t)$, $e^{-j2\pi\Delta f t}$ 则是收发端载频差所造成的相位差。

当人体运动时, 对信号传播产生扰动。可以将传播路径分为两类, 一类是不受人体影响的部分, 称之为静态路径, 另一类则是受人体影响的, 称之为动态路径。对静态和动态路径的频率状态响应分别用 $H_s(f, t)$ 和 $H_d(f, t)$ 表示, 其中:

$$H_d(f, t) = \sum_{k \in P_d} a_k(f, t) e^{-j2\pi d_k(t)/\lambda} \quad (7)$$

其中 P_d 为所有动态路径。

从而总的 CFR 为

$$H(f, t) = e^{-j2\pi\Delta f t} \left(H_s(f, t) + \sum_{k \in P_d} a_k(f, t) e^{-\frac{j2\pi d_k(t)}{\lambda}} \right) \quad (8)$$

式(8)是时变的. 如图 2 所示, 动态部分为一系列相位和幅度都随时间变化的路径组成.

现在, 考虑在人体运动状态下整个 CFR 的能量的变化过程. 假定物体以恒定速度移动, 则在短时间内对于某一路径 k 可认为其长度随时间均匀变化, 速度为 v_k . 令 $d_k(t)$ 表示第 k 条路径在时刻 t 的长度. 那么则有

$$d_k(t) = d_k(0) + v_k t \quad (9)$$

则在 t 时刻 CFR 的瞬时能量为

$$\begin{aligned} |H(f, t)|^2 = & \sum_{k \in P_d} 2H_s(f)a_k(f, t)\cos \cdot \\ & \left(\frac{2\pi v_k t}{\lambda} + \frac{2\pi d_k(0)}{\lambda} + \phi_{sk} \right) + \\ & \sum_{\substack{k, l \in P_d \\ k \neq l}} 2|a_k(f, t)a_l(f, t)|\cos \cdot \\ & \left(\frac{2\pi(v_k - v_l)t}{\lambda} + \frac{2\pi(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda} + \phi_{kl} \right) + \\ & \sum_{k \in P_d} |a_k(f, t)|^2 + |H_s(f)|^2 \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $\frac{2\pi d_k(0)}{\lambda} + \phi_{sk}$ 和 $\frac{2\pi(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda} + \phi_{kl}$ 为常

量, 代表初始相位.

通过式(10)可以了解到, 总的 CFR 能量是一组常量和一组正弦波的和构成. 而正弦波的频率则是路径长度变化速度的函数. 通过测量正弦函数的频率, 然后将其乘以载波波长, 我们就可以算出路径长度变化的速度, 进而就将人体运动速度与 CSI 的变化关联起来. 从而通过观测 CSI 的变化就可以计算出人体的运动速度, 实现对人体行为的感知和分析.

2.3 WiFi 传播菲涅尔(Fresnel)模型

Fresnel 区域最开始是用来研究光线的干涉和衍射等现象的, 后来被用来对无线信号传播进行建模. Fresnel 区间表示的是以接收端和发送端为焦点的一系列椭圆区间. 如图 3 所示, 假定 P_1 和 P_2 为接收端和发送端的位置, 信号波长为 λ , 则 Fresnel 区域包括 n 个满足下式的椭圆

$$|P_1 Q_n| + |Q_n P_2| - |P_1 P_2| = n \frac{\lambda}{2} \quad (11)$$

其中 Q_n 为第 n 个椭圆上的点. 最里面的椭圆被称为第一 Fresnel 区域, 第一个椭圆和第二个椭圆之间的区域称为第二 Fresnel 区域, 以此类推.

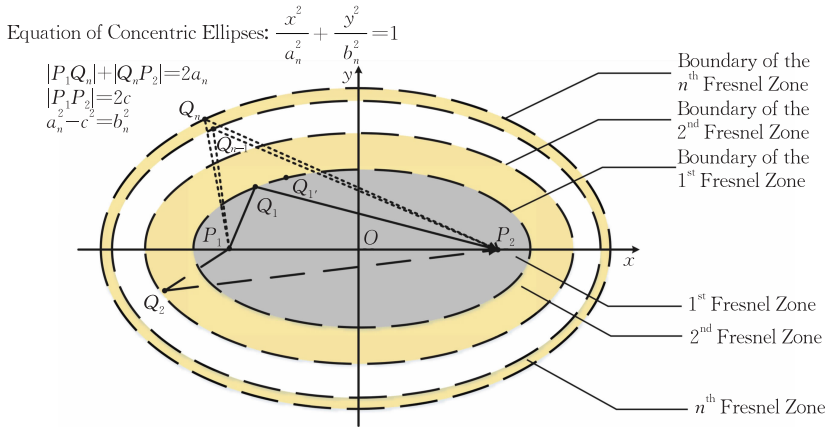


图 3 WiFi 传播 Fresnel 区域模型^[33]

当人在运动时, 跨越不同的 Fresnel 区域, 经过人体反射所形成的信号路径会随着人所在 Fresnel 区域的不同而变化. 而如果人垂直在 Fresnel 区域走动, 则每走过一个 Fresnel 区间传播路径就会增加 $\frac{\lambda}{2}$, 从而使得接收端信号发生周期性变化. 其它运动情况也可以根据此模型来计算出信号的变化情况. 文献[33, 41]均把 Fresnel 模型应用到了 WiFi 行为检测中, 为 WiFi 信号的变化提供了理论支撑.

2.4 人体建模

上述模型虽然考虑到了人体对信号的影响, 但

是并未对人体进行准确的建模. 对于微小动作的检测, 如呼吸和心跳, 则必须要对人体进行建模才能实现更准确的分析.

文献[41]在进行呼吸检测时, 利用同心圆柱体对人体进行建模. 如图 4 所示, 为对人体呼吸建立的模型. 模型中将人体认为是同心圆柱体, 外侧为吸气时的胸廓, 而内侧为呼气时的胸廓. 内外侧半径之差即为呼吸时胸廓运动的距离. 胸廓运动对信号的相位的影响可表示为

$$\theta \approx 2\pi \times \frac{2\Delta d}{\lambda} \quad (12)$$

其中, θ 即为引起的相位变化, λ 为波长, Δd 为胸廓

运动距离. 可见不断的呼吸会使信号发生周期性变化, 如图 5 所示, 通过检测这种变化就可以检测呼吸速率.

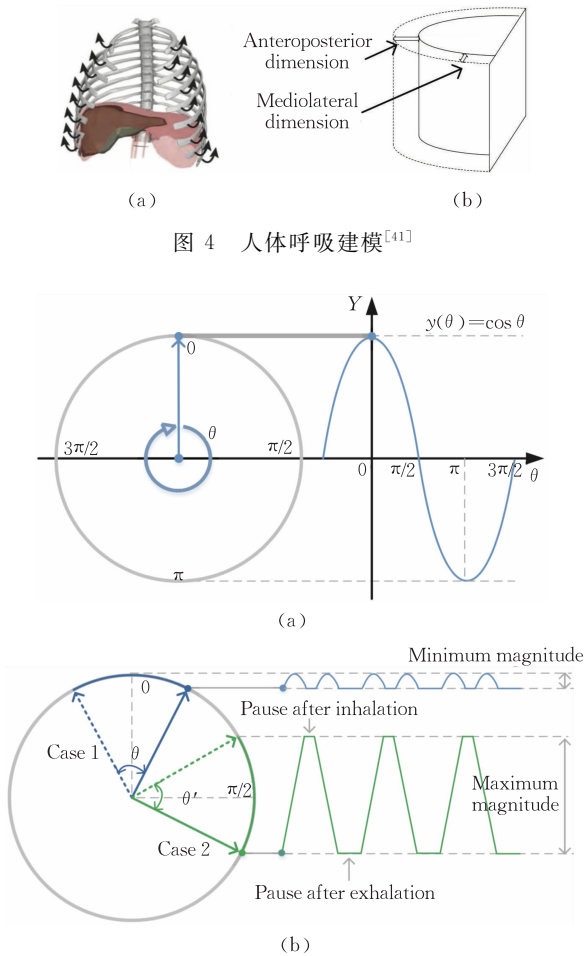


图 4 人体呼吸建模^[41]

图 5 呼吸对信号造成的影响^[41]

3 WiFi 行为感知研究内容

WiFi 行为感知基于环境中已有信号, 通过分析人体对信号的扰动特征来感知人体行为. 其主要包含 4 个步骤, 如图 6 所示. 首先, 从特定接收设备上获取包含人体行为信息的信号. 其次, 对所收集到的信号进行分段、滤波等预处理, 降低噪声, 进一步获取有用信息; 然后利用算法分离出包含动作信息的有效片段, 再对其提取特征; 最后, 直接利用提取的人体行为信号特征或者利用其训练分类器, 对所感知到的人体行为动作进行分析和识别. 下面将分别对各个步骤进行详细的介绍.

3.1 信号采集

信号采集是 WiFi 行为识别的第一步. 能否有效采集到包含人体行为信息的信号直接关系到行为识别的成败. 从最开始的利用软件无线电直接采集信

号, 到后来从现有设备上获取信号强度信息 (Received Signal Strength, RSS) 以及信道状态信息, 学者们进行了大量的探索. 软件无线电采集和 RSS 信号强度采集都是直接对接收到的 WiFi 物理信号进行采样, 在不解调的情况下直接测量接收到的信号的幅度、相位等原始信息. 而 CSI 则是 WiFi 物理层对信道进行估计时所计算的一个参数, 因此是在物理层获取的. 人体在运动时对无线信号的传播信道产生影响, 进而使收到的 WiFi 信号的强度和相位发生变化, 因此无论是信道状态信息还是 WiFi 信号强度及相位, 都能反映人体的运动状态.

下面将分别对这三种信号获取方式进行详细的介绍并对他们的优缺点进行相应的分析和对比.

软件无线电采集. 软件无线电设备把除天线前端以外的其它功能都用软件来实现, 能够实现对通信协议等的快速开发测试和部署. 利用软件无线电设备采集信号, 可以设定特定频段, 直接对该频段无线信号进行采样, 从而获取该频段原始信号数据. 软件无线电所采集的信号为原始的 IQ 采样信号, 具有细粒度, 可控性高的特点, 可以方便的进行干扰消除, 信息抽取等后续计算. 如文献[11-12, 63]等工作均采用软件无线电设备来采集 WiFi 信号, 然后对其进行进一步分析. 虽然软件无线电设备功能强大, 但是其造价昂贵, 不容易在常用设备上部署, 无法大范围推广使用.

信号强度. RSS 信息可以在通用设备如手机、电脑上通过程序接口直接读取, 不需要对设备进行改装或者修改程序. 获取快捷方便, 兼容通用设备, 具有大模应用的潜力. 目前已有的工作如文献[19]等都是利用获取到的 RSS 信息来进行行为感知分析的.

但是, 从通用设备上获取的 RSS 信息并不是真正的信号强度, 而只是利用信号强度换算得到的一个数值. 同时, RSS 值更新较慢, 无法实现实时更新. 另外, RSS 易受环境干扰. 综上, 基于 RSS 值的感知准确度较低, 无法实现细粒度感知.

信道状态信息. CSI 信息是在正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 技术中作为对信道状态的估计. 随着 WiFi 采用 OFDM 技术, 几乎在所有的 WiFi 设备上都有获取到 CSI 信息的潜力. 对于每一条天线链路的每一个子载波都有相应的 CSI 值对应. 例如, 假设发送端天线数目为 N_t , 接收端天线数目为 N_r , 子载波个数为 m , 那么从每一个接收到的传输包中都能解析出一个 $N_r \times N_t \times m$ 的 CSI 矩阵. 该 CSI 矩阵完

整的表示了当前传输链路的信道状态信息.

CSI 信息代表了信号在传输过程中所产生的时延、幅度衰减以及相位偏移等变化. 假设发送端信号为 x , 接收端信号为 y , 那么有

$$y = Hx + n \tag{13}$$

其中 n 为噪声向量, H 为信道矩阵. 噪声可以表示为 $n \sim cN(0, S)$, 则可估计出

$$\hat{H} = \frac{y}{x} \tag{14}$$

信道状态信息(CSI)就是对 H 的估计. 对于单个子载波, CSI 的形式如下

$$h = h e^{j \sin \theta} \tag{15}$$

其中, $|h|$ 和 θ 分别代表了 CSI 的幅度和相位.

CSI 提供了对于每一条传输链路每一个子载波的估计, 因而相比于 RSS, 具有更细的粒度和敏感度, 能够感知到信道更微小的变化.

虽然每次在传输过程中都会对信道进行估计,

并产生 CSI, 但是对于上层应用而言, 并不能直接获取到 CSI 信息. 因此, 直到 2010 年 Halperin 等人^[13]对 Intel WiFi-Link 5300 网卡的驱动程序进行修改, 提供 CSI 读取接口, 并发布了 CSI tool 工具套件, 才使得直接从商用设备上获取 CSI 信息成为可能. 之后, CSI 信息在 WiFi 行为感知中获得广泛应用. 到目前为止, 已经有 160 多篇论文的工作都是基于 CSI tool 的, 而其中很大一部分都是关于 WiFi 感知的. 除此之外, 在 2015 年, Xie 等人^[64]基于 Atheros 网卡芯片, 通过修改 Linux 开源网卡驱动程序 Ath9k, 发布了另一个 CSI 获取工具 Atheros-CSI-Tool, 使得在更多设备上获取 CSI 成为可能. 目前, 经过广大研究者验证, Atheros-CSI-tool 至少能够应用在 6 种类型的 Atheros 芯片上^①, 甚至在大疆无人机上也能够使用^②, 极大的扩展了 WiFi 感知的应用范围.

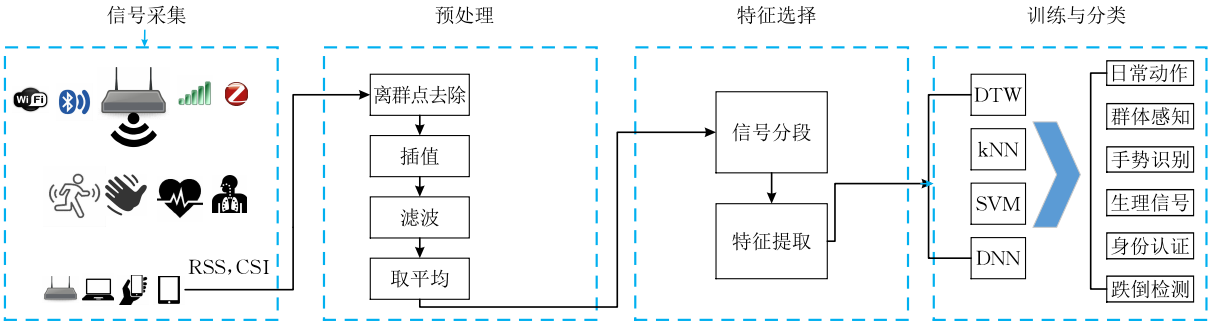


图 6 WiFi 人体行为感知流程

CSI 信息能够实现细粒度的行为感知, 能够实现较高的准确度, 是未来 WiFi 感知的发展方向.

不过目前除了上述设备, 在其它 WiFi 装置上获取 CSI 信息仍然需要进行驱动定制和修改.

通过以上三种方法所采集的信号都是包含人体动作信息的序列信号. 根据处理方式的不同, 可将采集信号存储为文件或者直接以流式数据方式供后续处理程序调用.

3.2 预处理

从设备获取的信号, 无论是原始信号, 还是 RSS 或者 CSI 信息都包含有大量的噪声. 首先要对原始信号进行预处理, 去除噪声, 从而提高分析准确度. 预处理的过程可以分为离群点去除(Outlier Removal)、滤波、插值以及取平均等过程.

离群点去除(Outlier Removal). 由于设备内部本身状态的变化, 如发射功率、传输速率等的变化, 导致信号会出现明显异常的突变, 这些点即是离群点. 由于离群点的行为具有明显的异常, 如果不去

除, 将会对行为检测造成影响.

离群点的检测具有基于统计、基于距离、基于密度、基于深度以及基于偏移等各种检测方法. 目前比较常用的离群点去除算法是 Hampel 检测^[65], 其将不在区间 $[\mu - \gamma \times \sigma, \mu + \gamma \times \sigma]$ 内的所有的点都认定为离群点. 其中 μ 为数据平均值, σ 为标准差, γ 随实际情况可调整选取, 最常用的值为 3.

滤波. 人体动作的频率都集中在低频区间, 而所采集信号由于受各种噪声的影响, 有很多高频分量以及直流分量, 必须要将其滤除. 当前滤波的方法很多, 可采用各种数字滤波器来实现, 主要根据所需要的信号频段来确定. 当前主要用的滤波方法有低通滤波和带通滤波.

表 2 列出了已有工作中采用的关于人体不同部位动作所在的频率范围. 滤波的范围一般根据所需要检测的动作的频率确定, 也可以在试验中经过测试确定.

① Atheros CSI tool. <http://pdcc.ntu.edu.sg/wands/Atheros/>
② Dji CSI tool. https://github.com/libing64/manifold_linux

表 2 人体常见行为动作频率范围

系统	具体动作	频率范围/Hz
CARM ^[29]	全身动作	0.15~300
WiSee ^[12]	手势	8~134
WiFinger ^[22]	手势	0.2~5
WiFinger ^[21]	ASL 手语	1~60
WiWho ^[43]	步态识别	0.3~2
WiFi-ID ^[47,46]	行走行为分析	20~80
UbiBreathe ^[37]	呼吸检测	0.1~0.5
WiHear ^[26]	嘴型识别	2~5
Zeng ^[66]	顾客行为分析	0.3~2

插值. 在采集信号的过程中, 由于接收包的不连续或者由于解码、采样等的延迟造成采集信号在时间上非均匀分布. 信号等间隔分布才能更好的反映动作的连续性. 因此需要根据情况对采集的信号进行插值操作. 常见的插值方法是根据接收包的时间戳进行线性插值, 从而使包的时间间隔均匀.

取平均. 经过以上步骤处理之后, 若仍然含有较大噪声, 此时可进一步对信号进行平均处理以降低噪声的影响. 平均的方法可以分为直接平均和加权平均. 直接平均即对窗口内的所有点直接进行求平均运算

$$x_{\text{new}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

(16)

加权平均则是对每一个点乘上一个权值之后再平均, 如式(17)所示

$$h_{t_i} = h'_{t_i} = \frac{1}{m + (m-1) + \dots + 1} \cdot [m \cdot h_{t_i} + (m-1) \cdot h_{t_{i-1}} + \dots + h_{t_{i-m+1}}]$$

(17)

其中 h'_{t_i} 为时刻 t 的新的平均值. m 的值决定了当前值与前面的点的相关程度^[15].

3.3 特征提取

对信号进行预处理后得到去除噪声后的信号, 其包含了有效的动作信息. 但是该信号是连续信号, 其中既包含了有效的动作信息, 也包含了无动作时的信息. 要对其进行分析和识别, 必须要首先对信号

进行分段, 提取有效动作片段, 然后再提取特征, 为进一步分析奠定基础.

3.3.1 信号分段

采集信号经过预处理后仍然是连续信号, 首先要从连续信号中将人体动作所对应的信号提取出来, 也就是对连续信号进行分割, 提取人体动作所对应的信号段. 信号的分段主要根据信号的变化特征来进行. 下面介绍几种典型的动作信号提取方法.

WiFinger^[21] 利用 OFDM 子载波之间信号的相关性, 先计算出各子载波之间的相关矩阵, 然后再求解相关矩阵的特征向量和特征值. 当没有手势或者动作的时候, 第二个特征向量 q_2 在相邻的子载波之间随机变化. 而当出现手势时, 子载波之间变得相关, 此时 q_2 平滑变化, 并且它的第一个差值变得更小.

$$\delta_{q_2} = \frac{1}{N_c - 1} \sum_{l=2}^{N_c} |q_2(l) - q_2(l-1)|$$

(18)

其中, N_c 是子载波的个数, $|q_2(l) - q_2(l-1)|$ 为相邻子载波的系数差, $E\{h_2^2\} / \delta_{q_2}$ 判断手势是否出现.

3.3.2 特征提取

获取有效动作片段之后, 要对行为进行分类识别, 虽然可以直接对信号原始波形进行分类, 但是一般而言, 直接从波形进行识别计算量庞大且准确率不高. 所以, 一般都在波形基础上提取特征, 然后再训练分类器进行识别. 在 WiFi 行为感知中, 常用的特征包括统计特征、多普勒频移特征、小波变换特征以及时频图特征.

统计特征. 通过对原始波形数据进行统计分析与计算即可提取统计特征. 统计特征计算直观, 处理过程简单, 是最先在 WiFi 行为识别中得到应用的. 目前主要用到的统计特征如表 3 所示, 可以分为时域和频域特征. 时域特征直接从原始波形中提取, 而频域特征则是在对原始波形进行 FFT 变换之后再进行特征提取的.

表 3 常用统计量列表

时域				频域	
统计量	表达式	统计量	表达式	统计量	表达式
最大值 (Maximum)	$Max(x_i)$	平均值 (Mean)	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$	傅里叶变换 (FFT)	$FFT(i) = \sum_{t=1}^{ W } \zeta_{mc}(t) e^{-j \frac{2\pi}{N} it}$
最小值 (Minimum)	$Min(x_i)$	方差 (Variance)	$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$	频谱概率	$P(i) = \frac{FFT(i)^2}{\sum_{j=1}^{ W /2} FFT(j)^2}$
偏度 (Skewness)	$\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{\frac{3}{2}}}$	峭度 (Kurtosis)	$\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^2} - 3$	信号能量	$\epsilon = \sum_{i=1}^{ W /2} P(i)^2$

(续 表)

时域		频域	
统计量	表达式	统计量	表达式
频率分布 (Histogram)	$\text{Histogram}(x_i)$	4-分位值 IQR	$Q_3 - Q_1$
幅度 (Range)	$x_{\max} - x_{\min}$	均值平方根 (RMS)	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}$
		频谱熵	$H = -\sum_{i=1}^{ W /2} P(i) \cdot \ln(P(i))$
		频率峰值	$\text{Max}(\text{FFT}(i))$

早期的工作,如文献[67,31],均是采用统计方法来提取信号特征的.如图7所示为无动作、站立、走路、躺下以及爬行几种常见动作信号原始信号以及计算出的平均值和方差值.由此可见提取特征之后信号变得更加容易区分.其它还有很多工作也采用了统计特征,详细请查看表4介绍.

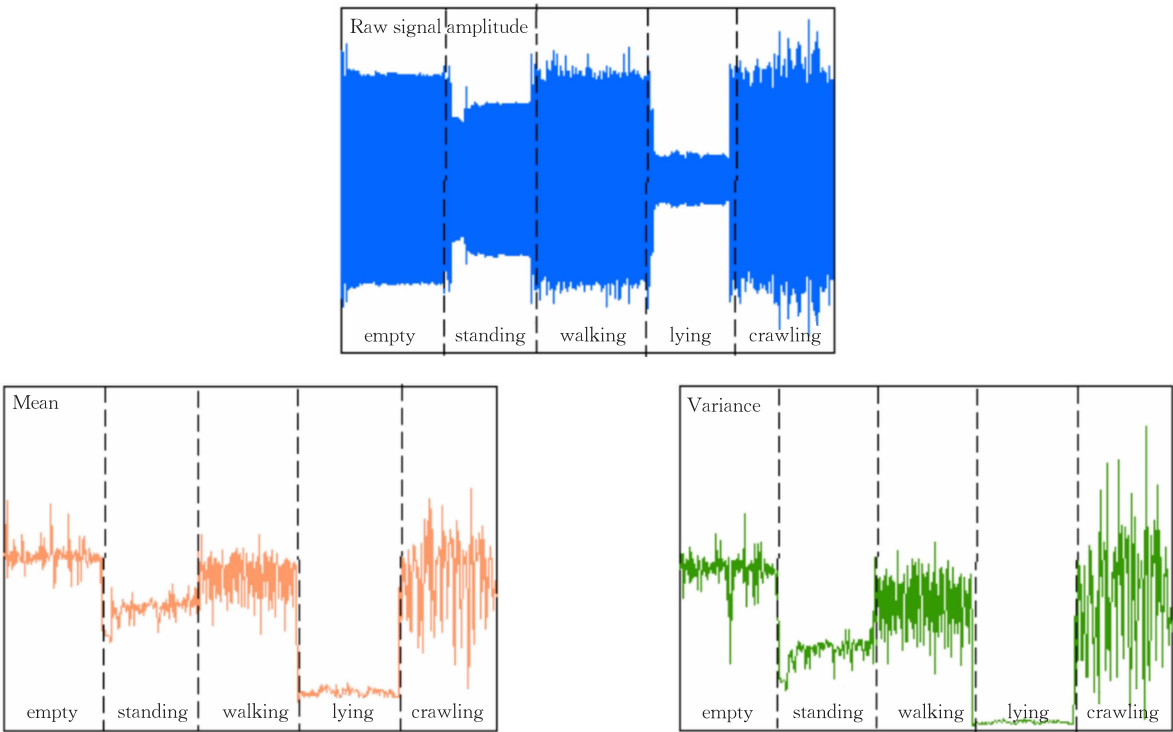


图7 统计特征示意图^[67]

表4 现有WiFi行为感知工作总结

行为类型	文章	设备与信号	预处理	识别行为	特征提取分类方法	识别性能
日常行为	CARM ^[29]	Intel 5300 NIC CSI	低通滤波 主成分分析(PCA)去噪	跑步、走路、坐下等9种动作	离散小波变换 DTW	96%
	E-Eyes ^[32]	Intel 5300 NIC CSI	低通滤波 调制码系数滤波	做饭、洗盘子等11种固定空间动作 从卧室走到厨房等9种跨空间动作	CSI幅度分布 DTW&EMD ^[77]	96% TP 1% FP
	Wei ^[76]	WASP系统 ^[78] CSI	指数平滑法	坐下、躺下等8种动作	SRC	在有干扰情况下提高10%
	Sigg ^[31]	USRP N210① RSS		走路、爬行、躺下等5种动作	最大值等 KNN、决策树	平均85%
	WiHear ^[26]	Intel 5300 NIC USRP N210 CSI	带通滤波 多径消除	9种元音发音嘴型②	MCFS ^[79] DTW	单人91% 3人74%

① USRP. <https://www.ettus.com/>
② WARP Project. <http://warpproject.org>

(续 表)						
行为类型	文章	设备与信号	预处理	识别行为	特征提取分类方法	识别性能
手势识别	WiGest ^[19]	通用 WiFi 设备 RSS	DWT 去噪	上下变动组成的 7 种手势	动作编码	单 AP 87.5% 三 AP 96%
	WiFinger ^[21]	Intel 5300 NIC CSI	离群点去除 低通滤波 加权滑动平均	9 种 ASL 手势	kNN	90.4%
	WiFinger ^[22]	Intel 5300 NIC CSI	DWT 去噪 带通滤波 数据标准化	伸缩手指等 8 种手势	MD-DTW	93%
	Mudra ^[23]	NI PXIe-1082 CSI	线性插值 平均算法	转手指等 9 种手势	DTW	96%
	WiG ^[20]	Intel 5300 NIC CSI	Birge-Massart 滤波	前后左右挥手四种手势	统计特征 SVM	LOS 92% NLOS 88%
	WiSee ^[12]	USRP N210 多普勒频移		推手等 9 种手势	模式匹配算法	94%
	AllSee ^[63]	定制接收电路 RSS	信号包络提取	伸手指、推手等 8 种手势	信号特征判别	RFID 97% 电视 94.4%
身份认证	Melgarejo ^[80]	WARP ^① RSS	低通滤波	25 种 ASL 手势	DTW	轮椅 92% 汽车 84%
	WiWho ^[43]	Intel 5300 NIC CSI	多径消除 带通滤波	步态识别	统计特征	从 2 人到 6 人 92%~80%
	FreeSense ^[45]	Intel 5300 NIC CSI	低通滤波 PCA,DWT	基于行走身份识别	统计特征 kNN	从 2 人到 6 人 94.5%~88.9%
	WiFi-ID ^[47,46]	Intel 5300 NIC CSI	带通滤波 离散小波变换(CWT)	基于行走身份识别	时频统计特征 SAC ^[81]	从 2 人到 6 人 93%~77%
生理指标感知	WifiU ^[44]	Intel 5300 NIC CSI	PCA 分析 短时傅里叶变换(STFT)	步态识别	行走速度、步长等特征 SVM	Top1 79.28% Top2 89.52% Top3 93.05%
	WiSleep ^[14]	802.11n NIC CSI	离群点去除 插值、小波去噪 子载波选择	睡眠状况监测		呼吸 95% 姿势 88.7%
	WiSpiro ^[40]	2.4G 定向信号 RSS	低通滤波 直流去除 峰值和过零点分析	肺活量检测	神经网络(NN)	90%~95.4%
	UbiBreathe ^[37]	通用 WiFi 设备 RSS	带通滤波 离群点去除	呼吸情况检测		呼吸暂停 检测率 96%
	Vital-Radio ^[39]	FMCW 雷达回波检测		呼吸、心跳检测		呼吸 99.3% 心跳 98.5%
群体感知	Liu ^[38]	Intel 5300 NIC CSI	离群点去除 滑动平均 子载波选择	呼吸、心跳检测		呼吸 90%以上 小于 0.4 bpm 心跳 90%以上 小于 4 bpm
	FCC ^[27]	Intel 5300 NIC CSI		人数估计	非零元百分比(PEM)	室内:90%以上误差≤2 室外:70%以上误差≤2
	Depatla ^[82]	通用 WiFi 设备 RSSI		人数估计	RSSI 人数模型	88%以上误差≤1 100%以上误差≤2
	CBID ^[83]	RFID 标签 RSS	相位处理 多普勒频移计算	顾客行为分析		抓取:97.78%
	ShopMiner ^[84]	RFID 标签 RSS		顾客行为分析		单顾客 93% 6 顾客 85%
摔倒检测	Zeng ^[66]	Intel 5300 NIC CSI	带通滤波	5 种顾客状态感知	统计特征决策树&逻辑回归	90%
	WiFall ^[15]	Intel 5300 NIC CSI	加权滑动平均	摔倒检测	统计特征 SVM	检测率 87% 误警率 18%
	Anti-Fall ^[17]	Intel 5300 NIC CSI	插值	摔倒检测	统计特征 SVM	检测率 89% 误警率 13%
	RT-Fall ^[18]	Intel 5300 NIC CSI	低通滤波			

多普勒频移. 人体的动作往往都会引起信号频率的偏移,即多普勒频移. 通过测量人体动作所引起的多

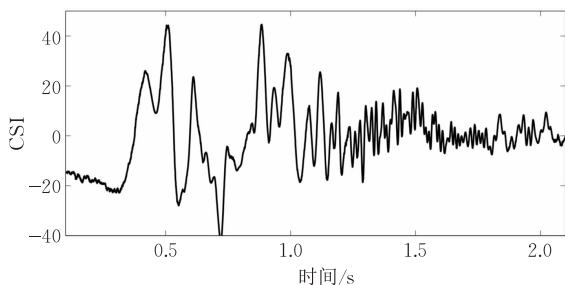
普勒频移特征,能够实现对人体动作的分类识别. WiSee^[12]就是通过提取手势动作的多普勒频移

① WARP Project. <http://warpproject.org>

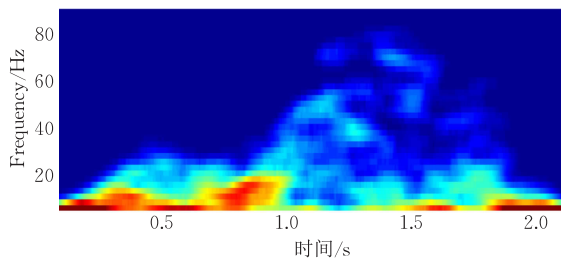
来实现基于 WiFi 信号的手势识别的, WiSee 从手势动作中提取对应的多普勒频移特征具有较好的区分性。

小波变换. 小波变换能够实现在多个频率尺度上对信号进行分析, 对于局部特征具有更好的提取能力. 考虑到身体各部分运动速度不一样, 直接提取则会损失很多细节. 通过小波变换, 得到各频段小波系数, 从而可以提取出各频段所对应的特征. 如 CARM^[29] 利用小波变换提取不同频段的特征, 从而得到对应于身体不同部分的运动速度. 也就是说小波变换可将不同速度和频率的动作区分开来, 从而可以更加精细的提取人体动作特征.

时频图特征. 通过利用短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transform, STFT) 等算法将动作信号变换成时频图能获得更加丰富的信息, 从而实现更加精细的识别. 如图 8 所示时频图包含了动作的全部信息, 其时间和频率分辨率可以根据需要进行调节. 得到时频图后可计算其中的特征点, 也可以通过图像处理的方法来提取特征.



(a) CSI waveform for falling



(b) Spectrogram for falling

图 8 动作时频图特征^[29]

3.4 分析识别

针对每个动作提取特征建立其数据库模板后, 即可对新采集的动作信号进行分析和识别. 根据应用场景的不同, 该过程可分为两种做法. 对于心跳、呼吸等对信号本身进行分析的应用, 则根据应用背景提取信号特征点之后便可以直接利用建立的模型计算出所需要分析的数据. 这一部分需要根据不同的应用建立信号特征到分析数据之间的模型, 具体

可参考相关的工作, 本文不再赘述.

而对于手势、日常行为等需要进行分类和识别的应用而言, 则需要利用已经建立的数据模板训练分类器, 进而学习区分新的动作信号. 下面将对常用的分类和识别方法进行相应的介绍.

对于动作信号的识别可以分为直接识别方法和分类器识别. 直接识别方法采用动态时间规整 (Dynamic Time Wrapping, DTW) 算法, 直接计算新获取的信号和模板的相似度, 从而找出最接近的那一类. 分类器识别方法则是采用监督学习的方法, 先采集并标记大量动作数据, 作为训练集来训练分类器, 然后再利用训练好的分类器去识别新收集的动作信号. 当前用得较多的方法有支持向量机 (SVM) 和最近邻 (kNN). 同时也有研究工作开始尝试将深度学习技术引入到 WiFi 感知中来, 以期提高识别精度. 下面将分别对各项识别技术进行相应的介绍.

DTW. 在 WiFi 行为感知中, 要确定收集的动作信号所属类别, 需要将其与已有数据模板进行比较, 计算其相似度. 然而人体动作具有很大的随机性, 动作的快慢程度不一样, 起止位置也不相同, 显然使用传统的欧几里得距离无法计算两个序列之间的相似度. DTW 通过将要比较的两个序列中的一个进行“扭曲”使得其与另一个序列对齐, 然后再计算距离, 从而就能计算相似性了.

DTW 算法不需要进行训练, 能够快速地进行匹配. 但是 DTW 的计算量较大, 而且识别性能依赖于断点检测, 并且对模板的依赖性太强, 若模板有误差, 则对识别结果影响严重.

kNN. k 近邻算法也是在 WiFi 感知中用得较多的算法. 其思想很简单, 即如果一个样本在特征空间中的 k 个最相似 (即特征空间中最邻近) 的样本中的大多数属于某一个类别, 则该样本也属于这个类别. 通过与已有模板计算相似度即可快速对新的信号进行分类.

kNN 算法简单易实现, 适合于多分类问题, 但是当样本不均衡时会造成性能下降.

SVM. SVM 算法通过使用非线性映射算法将空间线性不可分的低维输入转化成在高维空间中线性可分的问题, 从而在高维空间利用线性算法对非线性特征进行划分. SVM 具有较好的分类性质, 得到了广泛的运用, 但是 SVM 在大容量样本上难以实施. 此外 SVM 在解决多分类问题时存在困难. 利用 SVM 进行分类识别的 WiFi 感知工作在表 4 中有详细总结.

深度学习算法.除了以上所提到的算法,最近也有团队开始尝试将深度学习方法应用到行为感知上来.

Nicholas 团队提出了 DeepEar^[68],采用深度学习方法来解声音信号识别的问题.虽然这里采用的不是 WiFi 信号,但是语音信号同 WiFi 信号一样,都是序列信号,因此其对 WiFi 感知具有很强的启发意义.图 9 即为 DeepEar 的架构图,通过采用深

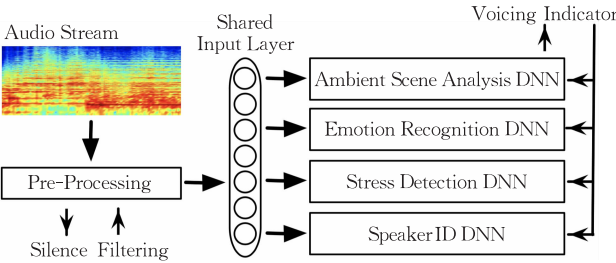


图 9 DeepEar 学习架构

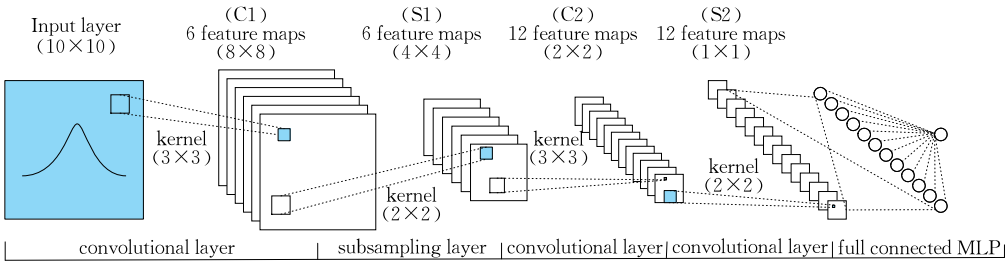


图 10 WiQ 架构图^[74]

4 WiFi 信号行为分析技术新应用

随着 WiFi 行为感知技术研究的深入,基于现有 WiFi 信号,涌现出一大批新兴应用.从智能家居中的日常行为感知、手势识别到身份认证,从个人生理指标感知到群体感知以及摔倒检测,WiFi 感知正表现出前所未有的应用潜力,不仅实现了机器与机器之间的交互,更是实现了人与机器之间的自然交互.

表 4 是到目前为止所有基于 WiFi 的行为识别工作汇总,其主要包括了日常行为、手势识别、身份认证、生理指标、群体感知、摔倒检测等 6 大方面.下面将分别对这 6 个方面的新应用进行详细的介绍,并进行分析和总结.

4.1 日常行为感知

人体日常行为(Activities of Daily Living, ADL)感知是智能家居的一个很重要的一部分.日常行为最早是由 Sidney Katz 等在 20 世纪 50 年代提出的,指的是人在不需要协助的情况下每天都会做的事情,主要包括吃饭、洗澡、穿衣服、上厕所、走动等

度学习方法,在并未经过大量优化调整的情况下其就表现出了优于 HMM 等传统的时间序列分类算法.

除此之外,还有文献[69-73]等工作也将深度学习算法应用到对人体行为的识别中去.

此外,我们研究组提出了基于无线信号的驾驶员行为分析系统 WiQ^[74]. WiQ 通过无线信号采集驾驶员踩踏加速、离合以及刹车踏板的情况,将信号输入如图 10 所示的深度卷积神经网络(CNN)中.通过 CNN 网络识别驾驶员脚部动作,从而能够准确地分析出驾驶员对各个踏板的踩踏情况,进而对驾驶员的驾驶状态,如是否疲劳进行分析和判断.与此同时,WiQ 还建立了质量分析模型,即从无线信号中提取出人体动作的速度、幅度、频率等信息,以运动质量作为分类器的输入,能够有效减少噪声带来的影响,进一步提高识别准确度.

行为,具体见文献[75].智能家居建立在对人体活动和状态的良好感知基础上.而 WiFi 不仅是所有智能家居的中心网络节点,而且还可以实现对人体状态的自然感知.

Sigg 等人^[31]在 2013 年利用软件无线电设备发送射频信号,根据接收到的信号强度 RSS 的变化来判断人体动作.其采用的是最大值等一系列统计特征,并对 KNN、贝叶斯、决策树等多种分类算法进行了对比,其平均识别率在 85% 以上.

E-Eyes^[32]是由 Wang 等人在 2014 年提出的智能家居人体行为感知系统. E-Eyes 通过在商用 WiFi 设备上采集 CSI 信息,分别对单一环境下的做饭、洗盘子等 11 种动作和 9 种跨房间走动情况进行感知和识别.采用 CSI 幅度分布信息为特征,利用 EMD 和 DTW 算法来进行行为识别,最终识别精度达到了 96%,具备良好的应用前景.

CARM^[29]是由 Wang 等人在 2015 年提出的基于 CSI 的人体行为分析和监控系统. CARM 系统建立了 CSI 变化与人体各部分运动速度之间的对应关系模型,同时建立人体各部分运动速度与运动类

型关系模型,实现了从 CSI 信号提取人人体各部分运动速度,进而识别其运动类型的任务.最终对于跑步、走路、坐下等 9 种动作,CARM 的识别精度达到了 96%.

Wei 等人^[76]在 2015 年验证了多个 WiFi 节点之间会对彼此的行为感知造成干扰的情况,提出了基于稀疏表示(Sparse Representation Classification, SRC)的分类方法,使得在有干扰的情况下对躺下、坐下等 8 种动作的识别性能至少提高 10%以上.

除了对于全身动作的感知,也有不少针对具体运动的研究.如 WiHear^[26]通过将发射信号定向到人嘴,通过反射信号分析嘴型的变化,进一步解读嘴型所代表的发音,从而实现基于 WiFi 的唇语识别.

4.2 手势识别

手势识别技术是人机交互的重要手段,对人本计算的发展至关重要.传统的手势识别包括计算机视觉、红外识别以及专用传感器等方法.但计算机视觉方法易受光照条件的限制,红外和传感器识别部署复杂、携带不方便、造价昂贵,因而均不能很好的满足智能家居的应用场景.当基于 WiFi 的行为感知逐渐成熟之后,基于 WiFi 的手势识别引起了广泛关注.

2013 年 Pu 等人^[12]提出了全房手势识别系统 WiSee. WiSee 通过从 WiFi 信号中提取人体运动的多普勒频移作为特征,针对推手等 9 种动作进行识别,准确率达到 94%. 随后该研究组对其进行扩展,在 2014 年提出了 AllSee^[63],能够利用电视信号、RFID 等各种无线信号,对 8 种手势的识别率达到了 97%.

2015 年 Abdelnasser 等人提出了 WiGest^[19],一个基于通用 WiFi 接收信号强度的手势识别系统. WiGest 基于现有设备,通过分析 RSS 信号变化的上升沿、下降沿等特征,进行手势识别.在单个接入点的情况下准确率为 87.5%,当有三个接入点时,准确率可提高到 96%.

随后 WiG^[20]、WiFinger^[22]、WiFinger^[21]三个基于 CSI 信息的手势识别系统被提出,实现了基于 WiFi 的精细手势识别. WiG 系统提取信号统计特征,采用 SVM 分类器,对于左右前后挥动四种手势,在视距(LOS)情况下识别率为 92%,在非视距(NLOS)下为 88%.

WiFinger^[22]通过主成分分析提取手势信号的固定模式,利用其作为特征对手势进行识别,准确率达到 93%. WiFinger^[21]在商用 WiFi 设备上,

经过滤波、除噪等一系列信号处理手段,利用 kNN 算法实现了对 9 种美国符号语言(American Sign Language, ASL)的识别,实现了手指级别的手势识别,准确度达到了 90.4%.

Mudra^[23]是由 Zhang 等人提出的基于 WiFi 的手势识别系统. Mudra 根据不同位置天线之间接收信号的差异,借助于干扰消除技术, Mudra 实现了与位置无关的手指级别手势信号的精确检测,其准确度为 96%. Mudra 不需要进行训练,但是其要求两根接收天线之间的距离在 10 cm 以上才能取得较好效果.

4.3 身份认证

身份认证一直都是人本计算中的研究热点问题.身份认证的方法有很多种,有基于视频图像的,有基于人体生理性特征的,也有基于人体行为模式的.基于 WiFi 的行为感知本质上是感知人体各部分动作,具有个体差异性,因此在一定程度上可以用来鉴别用户身份.目前已经有多个研究工作将研究聚焦到利用 WiFi 来实现用户身份认证.

WiWho^[43]由 Zeng 等人在 2016 年提出,其通过 WiFi 感知人体运动步态,进而利用步态特征区分不同人,实现身份认证. WiWho 除了能够识别单个人的身份,其还能从最多 6 个人中识别出某一个人的身份.当同时识别人数从 2 个变到 6 个时, WiWho 相应的识别率为 92%~80%.

WifiU^[44]也是一个基于 WiFi 的人体步态识别系统. WifiU 从商用 WiFi 设备上获取 CSI 信号,进而利用 PCA 分析去噪,然后再利用短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)将其变换到时频联合域中,并提取步态的步速、步长等特征,采用 SVM 进行分类.对于一个在 50 m² 房间里 50 个人的步态数据其识别准确率为 79.28%.

不同于以上两个工作, WiFi-ID^[47]并没有提取具体的步态特征,而是直接对整个行走行为进行分析.经过试验对比, WiFi-ID 选取了 20~80 Hz 频段对行走动作进行分析,并通过连续傅里叶变换(Continuous Wavelet Transformation, CWT)将其变换到时频联合域中,提取统计特征,对于从 2 个到 6 个人的群体,其识别率为 93%~77%.

4.4 生理指标感知

人体生理指标包括心跳、呼吸、血压等上百个项目,直接反映了人体的健康状况.对生理指标的准确监测有利于及时了解身体状况,尤其是对于老年人,至关重要.由于部署广泛、无需携带设备,基于 WiFi

的生理指标感知具有广阔的应用前景。

2014 年, Liu 等人^[14]率先提出了基于 WiFi 的睡眠监测系统 Wi-Sleep. Wi-Sleep 将一对 WiFi 收发器安装在床的两侧, 收集睡眠状态下的 CSI 信息, 从而实现对呼吸以及睡觉姿势的检测. 不同于传统的基于计算机视觉或者专用传感器的睡眠监测方法, Wi-Sleep 部署方便, 不侵犯隐私, 具有很好的应用前景。

心跳和呼吸的检测是 WiFi 生理信号检测的重要研究内容. 文献[37-40]均提出了基于 WiFi 的人体心跳和呼吸检测方法. 文献[38]利用 WiFi 信号检测睡眠状态下人的呼吸和心跳, 基于商用 WiFi 设备, 分别提出了呼吸速率和心率估计算法, 并探索了设备安装位置与监测准确度之间的关系, 验证了 WiFi 呼吸和心跳检测的可行性. 文献[37]提出了 WiBreathe, 基于 WiFi 实现对人体呼吸的检测, 利用接收到的 RSS 信息估计呼吸速率, 对呼吸暂停等紧急情况的检测成功率为 96%. 文献[39]设计了 Vital-Radio, 通过在 5.46 GHz 到 7.25 GHz 频段上发射 FMCW 脉冲信号, 利用回波信息检测心跳和呼吸, 其心跳和呼吸检测准确率分别达到了 98.5% 和 99.3%, 具备了很高的精度. 在此基础上, EQ-Radio^[50]进一步对检测对象的情绪进行识别, 实现了情感检测. 文献[40]中提出了 WiSpiro, 通过在 2.4G 频段上利用定向天线发送单频信号对睡眠中人体的肺活量进行检测, 准确率达到了 90%~95.4%。

除此之外, 文献[41-42]对人体呼吸检测的前提条件如设备摆放位置、人体姿势等进行研究, 探索不同条件下呼吸速率检测成功的可能性, 并且建立了 WiFi 信号传播和人体的理论模型, 为基于 WiFi 的呼吸检测提供了理论支撑。

4.5 群体感知

群体感知技术在公共安全、人流监控等领域具有很重要的应用. 传统的群体感知技术主要基于视频或者基于手机来实现. 由于 WiFi 在公共场所部署广泛, 基于 WiFi 的行为感知技术的成熟, 为实现基于 WiFi 的群体感知提供了可能. 群体感知主要包括人数感知、人群运动状态感知等内容. 由于 WiFi 对并发检测的支持性并不是很好, 因此目前基于 WiFi 的群体感知都是针对人数较少的群体。

文献[27]和文献[82]这两个工作都是利用 WiFi 来实现对人群进行人数估计. 文献[27]提出了 FCC(device-Free Crowd Counting)方法, FCC 通过

建立 CSI 信息与人数之间的关联模型, 通过分析 CSI 信号就能估计出当前人群的人数. 其在室内情况下识别精度为 90% 以上误差在 2 人以内, 在室外情况下性能稍差, 为 70% 以上误差在 2 人以内. 扩展实验表明, FCC 在人数达到 30 人时仍然能较好的估计. 可见 FCC 具备在小面积非密集场景下的推广潜质. 与 FCC 采用 CSI 信息不同的是, 文献[82]利用的是直接从 WiFi 设备上读取的 RSSI 信息来估计人数. 通过将 WiFi 的发送端和接收端分别安装在两个机器人身上, 并放在人群两侧, 在人群走动的时候, 通过分析 RSSI 数据的变化就能估计出人数. 实验表明, 文献[82]能够实现至多 9 个人的计数, 准确率为 88% 的情况下误差小于等于 1, 100% 的情况下误差小于 2。

除了人数统计以外, 在大型商场中, 顾客行为的感知对于销售策略的制定和优化非常重要. 利用 WiFi 实现对顾客行为的分析, 既充分利用了商场丰富的 WiFi 信号资源, 又不会侵犯到顾客隐私, 具有广阔的发展前景. CBID^[83]最先提出利用 RFID 信号来进行顾客行为分析. CBID 通过检测接收商品所带 RFID 信号的多普勒频移来实现对顾客选购商品行为的分析. 通过 CBID, 店家可以根据顾客行为发现热门商品、发现强关联商品以及去除弱关联商品, 从而使商品类目以及布局更加合理化, 促进销量增加. 随后该研究组进一步利用被动的 RFID 信号对顾客行为进行分析, 提出了 ShopMiner^[84]. ShopMiner 通过对被动 RFID 信号的分析, 鉴定和识别热门商品, 发现商品之间的关联性, 准确率达到 90% 以上。

前面的工作虽然实现了顾客行为分析, 但是其所用信号为 RFID 信号, 并非直接利用 WiFi 信号. Zeng 等人^[66]在 2015 年首次提出只利用 WiFi 信号实现顾客行为分析. 在文献[66]中, 通过部署两对收发 WiFi, 收集 CSI 信息, 实现对顾客的 5 种行为进行分类. 从而可以分析顾客的兴趣, 优化商品布局. 实验结果表明其能较为准确的识别顾客的状态, 准确率为 90%。

无论是人群计数还是顾客行为分析, 仅仅是 WiFi 感知技术迈向群体感知的一小步, 但是已经显示出该技术的潜力. 随着 WiFi 技术本身的进步以及感知算法的进化, 相信公共场所的 WiFi 将会担负越来越多的功能。

4.6 摔倒检测

随着中国进入老龄化社会, 对老年人的关爱日渐显现出其重要性. 在未来智能家庭环境中, 实现对

老年人状态的实时监测是其一个重要的任务. 而摔倒则是威胁老年人生命健康的一大杀手, 及时发现摔倒并救助能在很大程度上减轻摔倒带来的后果. 基于 WiFi 的摔倒检测具有全天候非视距检测能力, 利用家里已有的路由器等设备就能轻松检测摔倒, 实现及时救护.

WiFall^[15]最先提出了基于 WiFi 的摔倒检测机制. WiFall 通过检测 CSI 信息的变化, 及时发现摔倒的发生并发送警报, 能够实现 87% 的准确度. 同样 Anti-Fall^[17]以及 RT-Fall^[18]也是基于 WiFi 的摔倒检测工作, 通过同时采用 CSI 的幅度和相位信息, 其准确度比 WiFall 略有提高.

5 未来研究方向

尽管已经出现了很多基于 WiFi 的行为识别研究, 但是由于 WiFi 本身并不是为了行为感知而专门设计的, 因此具有很多局限性. 同时由于室内环境复杂, 造成多径效应显著, 而无线信号传播高动态性的特点更加使得其稳定性不强, 从而限制识别精度的提高. 基于 WiFi 信号传播本身特点, 结合当前研究基础, 展望未来, 本文提出以后 WiFi 感知未来的可能研究方向.

抗干扰性. 当前 WiFi 热点部署密集, 虽然为感知提供了丰富的信号源, 但同时也对精确感知造成了干扰. 在文献[76]中就发现 WiFi 热点之间信号会产生干扰, 从而严重影响基于 WiFi 的行为感知精度. 如图 11 所示, 在有干扰的情况下, 收集得到的 CSI 信号明显发生了变化.

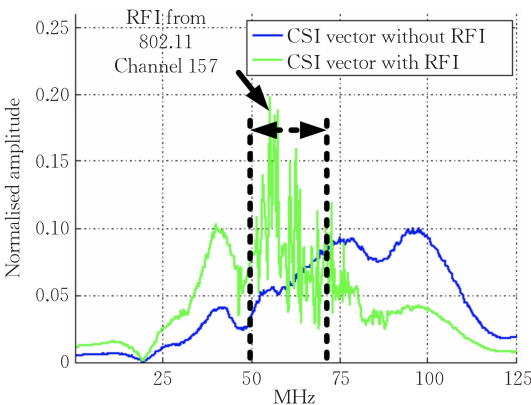


图 11 信号干扰对 CSI 信号变化的影响

随着 WiFi 热点部署的不断增多, 如何在密集 WiFi 热点下实现准确的行为检测将是一个重要的

研究课题.

高层特征提取方法. 当前 WiFi 感知特征提取主要从原始信号波形中计算统计特征. 更进一步则利用离散小波变换提取各频段的小波系数, 或者利用短时傅里叶变换来计算时频特征. 虽然这些方法在一定程度上能够取得较为理想的效果, 但是这些特征都是针对信号本身的特征, 并不能直接反映人体动作的特性. 由于无线信号在传播过程中极易受环境变化的影响, 环境的任何微小变化都有可能引起识别精度的大幅度下降. 即便是保持在同一房间, 同一位置不变, 由于 WiFi 本身的发射功率调整、速率变换以及频偏仍然会导致信号的变化.

要使特征在环境变化时保持鲁棒, 则应提取更高层次特征. 所谓更高层次特征, 即从信号波形中找出与人体动作强相关的特征, 而不是直接对波形进行计算. 例如在检测动作时, 利用特定的算法从信号中计算出人体的动作速度、频率、幅度等与波形非直接相关的上层特征, 则在一定程度上能够增加系统的稳定性.

去中心化感知. 当前基于 WiFi 信号的感知基本都建立在发送端和接收端的中心链路上. 如图 12 所示, 当信号传播以散射为主时, 则离中心链路越近信号变化越大(左图); 当信号传播以反射为主时, 则靠近发送端或接收端时信号变化加大. 可见, 在 WiFi 感知中, 信号的变化是随着距离中心链路或收发端的距离的增加而减少的, 当处于其它较远位置时, 识别精度就会迅速下降. 在文献[85]中对基于 WiFi 感知的覆盖范围进行了详细研究.

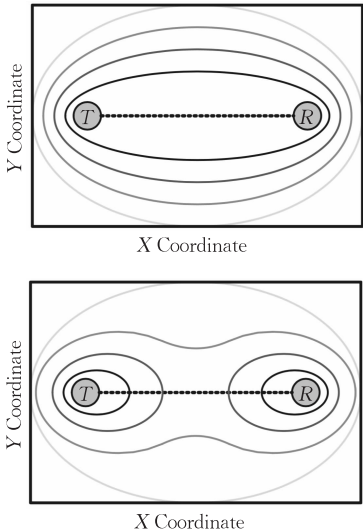
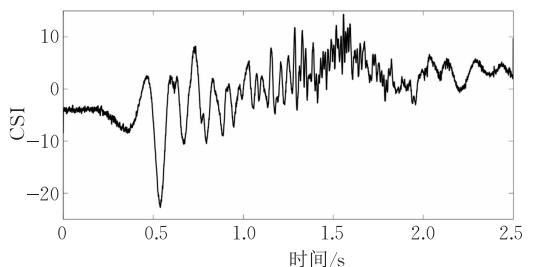


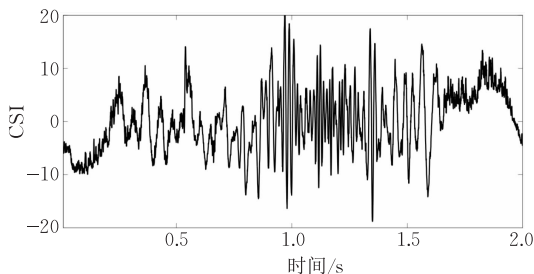
图 12 WiFi 感知信号强度与中心链路关系^[85]

当目标离中心链路或收发端较远时人体动作对 WiFi 信号影响不够显著,自然就难以检测. 尤其是对于微小动作,如手势、嘴唇等,如果不在中心链路上进行感知,则很难检测到动作的存在. 而在实际应用中,动作位置是实时变化的. 即便是相对固定的位置,其动作相对收发端的距离、朝向等也会发生微小的变化. 要实现 WiFi 检测的实用化,必须要探索微弱信号检测方法,建立非中心链路上的检测机制,实现与位置无关的检测.

迁移感知. 由于 WiFi 感知受多径效应影响严重,目前基于机器学习的方法虽然在某一位置或某一房间经过训练后能够达到较高的精度,但是当换到另一房间时,精度会急剧下降,要想达到同样的精度,必须重新进行训练. 如图 13 所示,在不同房间做同一动作时,所得 WiFi 信号差异较大. 探索不同环境下动作的共性,建立迁移感知机制,实现不同环境间的自动切换,将是下一步需要研究的重要内容.



(a) Environment 1



(b) Environment 2

图 13 环境对 WiFi 感知的影响^[29]

并发感知. 当前的 WiFi 感知技术仍然只能实现单个人的检测,研究如何在现有的单人检测的技术上,实现多人并发检测,建立并发检测机制和方法,对于 WiFi 感知的进一步推广和应用非常重要.

协作感知. 单个 WiFi 接收点虽然能够实现 WiFi 感知,但是其不但覆盖范围非常有限,而且感知精度也不高. 如何在单个节点的基础上,实现多节点协作,利用数据融合实现感知精度的提高,是未来的重要研究方向.

6 总 结

人体行为的感知与分析是未来人本计算中重要的技术支撑. 从 2000 年 WiFi 被用来进行定位以来,基于 WiFi 信号的人体行为感知技术引起了人们的广泛关注. 与传统的计算机视觉、红外感知以及专用传感器等方法相比,基于 WiFi 的人体行为感知技术具有非视距、被动感知(无须携带传感器)、成本低、易部署、不受光照条件限制、扩展性强等一系列优势. 本文针对当前已有的基于 WiFi 的行为感知技术进行了详细的介绍和分析.

首先,文章详细回顾了 WiFi 感知从 2000 年到如今的发展历程. 针对 WiFi 在室内环境下的传播,分别介绍了 WiFi 信号传播的静态模型和动态模型. 根据 WiFi 感知的流程,从信号采集、预处理、特征提取到训练与分类,分步详细阐述了 WiFi 行为感知工作原理及方法. 详细总结和分析了 WiFi 感知在日常行为、手势识别、生理信号、身份认证、群体感知以及摔倒检测等六个方面的工作和应用现状. 最后,基于最新研究动态提出了 WiFi 感知未来的研究方向,包括抗干扰性、高层特征提取、去中心化感知、迁移感知、并发感知以及协作感知等.

参 考 文 献

- [1] Wu Y, Huang T S. Vision-based gesture recognition: A review. *International Gesture Workshop*, 1999, 1739(1): 103-115
- [2] Herath S, Harandi M, Porikli F. Going deeper into action recognition: A survey. *Image and Vision Computing*, 2017, 60(2): 4-21
- [3] Yatani K, Truong K N. Bodyscope: A wearable acoustic sensor for activity recognition//*Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing*. New York, USA, 2012: 341-350
- [4] Harrison C, Tan D, Morris D. Skinput: Appropriating the body as an input surface//*Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Atlanta, USA, 2010: 453-462
- [5] Bo C, Jian X, Li X-Y, et al. You're driving and texting: Detecting drivers using personal smart phones by leveraging inertial sensors//*Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. Miami, USA, 2013: 199-202
- [6] Bahl P, Padmanabhan V N. Radar: An in-building RF-based

- user location and tracking system//Proceedings of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Tel Aviv, Israel, 2000: 775-784
- [7] Farid Z, Nordin R, Ismail M. Recent advances in wireless indoor localization techniques and system. *Journal of Computer Networks and Communications*, 2013, 2013(2013): 1-12
- [8] Pandey S, Agrawal P. A survey on localization techniques for wireless networks. *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, 2006, 29(7): 1125-1148
- [9] Chetty K, Smith G, Woodbridge K. Through-the-wall sensing of personnel using passive bistatic WiFi radar at standoff distances. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(4): 1218-1226
- [10] Seifeldin M, Saeed A, Kosba A E, et al. Nuzzer: A large-scale device-free passive localization system for wireless environments. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(7): 1321-1334
- [11] Adib F, Katabi D. See through walls with WiFi! *SIGCOMM Computer Communication Review*, 2013, 43(4): 75-86
- [12] Pu Q, Gupta S, Gollakota S, Patel S. Whole-home gesture recognition using wireless signals//Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2013: 27-38
- [13] Halperin D, Hu W, Sheth A, Wetherall D. Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information. *SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(1): 53-53
- [14] Liu X, Cao J, Tang S, Wen J. Wi-Sleep: Contactless sleep monitoring via WiFi signals//Proceedings of the IEEE 35th IEEE Real-Time Systems Symposium. Rome, Italy, 2014: 346-355
- [15] Wang Y, Wu K, Ni L M. WiFall: Device-free fall detection by wireless networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 581-594
- [16] Maheshwari S, Tiwari A K. Ubiquitous fall detection through wireless channel state information//Proceedings of the 2015 International Conference on Computing and Network Communications (CoCoNet). Trivandrum, India, 2015: 1-9
- [17] Zhang D, Wang H, Wang Y, Ma J. Anti-Fall: A non-intrusive and real-time fall detector leveraging CSI from commodity WiFi devices//Proceedings of the 13th International Conference on Smart Homes and Health Telematics. Geneva, Switzerland, 2015: 181-193
- [18] Wang H, Zhang D, Wang Y, et al. RT-Fall: A real-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 511-526
- [19] Abdelnasser H, Youssef M, Harras K A. WiGest: A ubiquitous WiFi-based gesture recognition system//Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Communications. Hong Kong, China, 2015: 1472-1480
- [20] He W, Wu K, Zou Y, Ming Z. WiG: WiFi-based gesture recognition system//Proceedings of the 24th International Conference on Computer Communication and Networks. Las Vegas, USA, 2015: 1-7
- [21] Li H, Yang W, Wang J, et al. WiFinger: Talk to your smart devices with finger-grained gesture//Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York, USA, 2016: 250-261
- [22] Tan S, Yang J. WiFinger: Leveraging commodity WiFi for fine-grained finger gesture recognition//Proceedings of the 17th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York, USA, 2016: 201-210
- [23] Zhang O, Srinivasan K. Mudra: User-friendly fine-grained gesture recognition using WiFi signals//Proceedings of the 12th International Conference on Emerging Networking EXperiments and Technologies. New York, USA, 2016: 83-96
- [24] Huang D, Nandakumar R, Gollakota S. Feasibility and limits of Wi-Fi imaging//Proceedings of the 12th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems. New York, USA, 2014: 266-279
- [25] Adib F, Hsu C, Mao H, et al. Capturing the human figure through a wall. *ACM Transactions on Graphics*, 2015, 34(6): 219
- [26] Wang G, Zou Y, Zhou Z, et al. We can hear you with Wi-Fi!//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2014: 593-604
- [27] Xi W, Zhao J, Li X, et al. Electronic frog eye: Counting crowd using WiFi//Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Communications. Toronto, Canada, 2014: 361-369
- [28] Wang J, Vasisht D, Katabi D. RF-IDraw: Virtual touch screen in the air using RF signals//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2014 Conference. Chicago, USA, 2014: 235-246
- [29] Wang W, Liu A X, Shahzad M, et al. Understanding and modeling of WiFi signal based human activity recognition//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2015: 65-76
- [30] Sigg S, Hock M, Scholz M, et al. Passive, device-free recognition on your mobile phone: Tools, features and a case study//Proceedings of the Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking, and Services—10th International Conference. Tokyo, Japan, 2013: 435-446
- [31] Sigg S, Shi S, Büsching F, et al. Leveraging RF-channel fluctuation for activity recognition: Active and passive systems, continuous and RSSI-based signal features//Proceedings of the 11th International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia. Vienna, Austria, 2013: 43

- [32] Wang Y, Liu J, Chen Y, et al. E-eyes: Device-free location-oriented activity identification using fine-grained WiFi signatures // Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2014: 617-628
- [33] Wu D, Zhang D, Xu C, et al. WiDir: Walking direction estimation using wireless signals // Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York, USA, 2016: 351-362
- [34] Zheng X, Wang J, Shanguan L, et al. Smokey: Ubiquitous smoking detection with commercial WiFi infrastructures // Proceedings of the 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. San Francisco, USA, 2016: 1-9
- [35] Zhang D, Wang H, Wu D. Toward centimeter-scale human activity sensing with Wi-Fi signals. *Computer*, 2017, 50(1): 48-57
- [36] Gu Y, Ren F, Li J. Paws: Passive human activity recognition based on WiFi ambient signals. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(5): 796-805
- [37] Abdelnasser H, Harras K A, Youssef M. UbiBreathe: A ubiquitous non-invasive WiFi-based breathing estimator // Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. Hangzhou, China, 2015: 277-286
- [38] Liu J, Wang Y, Chen Y, et al. Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf WiFi // Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. Hangzhou, China, 2015: 267-276
- [39] Adib F, Mao H, Kabelac Z, et al. Smart homes that monitor breathing and heart rate // Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, USA, 2015: 837-846
- [40] Nguyen P, Zhang X, Halbower A, Vu T. Continuous and fine-grained breathing volume monitoring from afar using wireless signals // Proceedings of the 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. San Francisco, USA, 2016: 1-9
- [41] Wang H, Zhang D, Ma J, et al. Human respiration detection with commodity WiFi devices: Do user location and body orientation matter? // Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York, USA, 2016: 25-36
- [42] Ma J, Wang Y, Wang H, et al. When can we detect human respiration with commodity WiFi devices? // Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct. New York, USA, 2016: 325-328
- [43] Zeng Y, Pathak K A, Mohapatra P. WiWho: WiFi-based person identification in smart spaces // Proceedings of the 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Vienna, Austria, 2016: 1-12
- [44] Wang W, Liu A X, Shahzad M. Gait recognition using WiFi signals // Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York, USA, 2016: 363-373
- [45] Xin T, Guo B, Wang Z, et al. Freesense: Indoor human identification with WiFi signals // Proceedings of the Global Communications Conference. Washington, USA, 2016: 1-7
- [46] Zhang J, Wei B, Hu W, et al. Human identification using WiFi signal // Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops). Sydney, Australia, 2016: 1-2
- [47] Zhang J, Wei B, Hu W, Kanhere S S. Wifi-ID: Human identification using WiFi signal // Proceedings of the 2016 International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). Washington, USA, 2016: 75-82
- [48] Li Y, Zhu T. Gait-based Wi-Fi signatures for privacy-preserving // Proceedings of the 11th ACM on Asia Conference on Computer and Communications Security. New York, USA, 2016: 571-582
- [49] Li Y, Zhu T. Using Wi-Fi signals to characterize human gait for identification and activity monitoring // Proceedings of the 2016 IEEE First International Conference on Connected Health: Applications, Systems and Engineering Technologies. Washington, USA, 2016: 238-247
- [50] Zhao M, Adib F, Katabi D. Emotion recognition using wireless signals // Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2016: 95-108
- [51] Raja M, Sigg S. RFexpress!—Exploiting the wireless network edge for RF-based emotion sensing. *arXiv preprint arXiv: 1612.06189*, 2016
- [52] Chen B, Yenamandra V, Srinivasan K. Tracking keystrokes using wireless signals // Proceedings of the 13th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. New York, USA, 2015: 31-44
- [53] Ali K, Liu A X, Wang W, Shahzad M. Keystroke recognition using WiFi signals // Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2015: 90-102
- [54] Joshi K R, Bharadia D, Kotaru M, Katti S. WiDeo: Fine-grained device-free motion tracing using RF backscatter // Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 15). Oakland, USA, 2015: 189-204
- [55] Adib F, Kabelac Z, Katabi D, Miller R C. 3D tracking via body radio reflections // Proceedings of the 11th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation. Berkeley, USA, 2014: 317-329
- [56] Adib F, Kabelac Z, Katabi D. Multi-person motion tracking via RF body reflections // Proceedings of the 12th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation. Oakland, USA, 2015: 279-292

- [57] Cisco Mobile, VNI, Cisco visual networking index: Global mobile data traffic forecast update 2016—2021. Cisco Visual Networking Index, San Jose, USA, 2017: 1-17
- [58] Lei J, Ren X, Fox D. Fine-grained kitchen activity recognition using RGB-D//Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. Pittsburgh, Pennsylvania, 2012: 208-211
- [59] Cheng Z, Qin L, Ye Y, et al. Human daily action analysis with multi-view and color-depth data//Proceedings of the Computer Vision—ECCV 2012. Firenze, Italy, 2012: 52-61
- [60] Zhong H, Shi J, Visontai M. Detecting unusual activity in video//Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, USA, 2004: 819-826
- [61] Rappaport T S, et al. Wireless Communications: Principles and Practice. New Jersey, USA: Prentice Hall, 1996
- [62] Zhang D, Ma J, Chen Q, Ni L M. An RF-based system for tracking transceiver-free objects//Proceedings of the Pervasive Computing and Communications. White Plains, USA, 2007: 135-144
- [63] Kellogg B, Talla V, Gollakota S. Bringing gesture recognition to all devices//Proceedings of the 11th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation. Berkeley, USA, 2014: 303-316
- [64] Xie Y, Li Z, Li M. Precise power delay profiling with commodity WiFi//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Paris, France, 2015: 53-64
- [65] Davies L, Gather U. The identification of multiple outliers. Journal of the American Statistical Association, 1993, 88(423): 782-792
- [66] Zeng Y, Pathak P H, Mohapatra P. Analyzing shopper's behavior through WiFi signals//Proceedings of the 2nd Workshop on Physical Analytics. New York, USA, 2015: 13-18
- [67] Sigg S, Shi S, Ji Y. RF-based device-free recognition of simultaneously conducted activities//Proceedings of the 2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication. New York, USA, 2013: 531-540
- [68] Lane N D, Georgiev P, Qendro L. Deeppear: Robust smartphone audio sensing in unconstrained acoustic environments using deep learning//Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. Osaka, Japan, 2015: 283-294
- [69] Li X, Zhang Y, Li M, et al. Deep neural network for RFID-based activity recognition//Proceedings of the Eighth Wireless of the Students, by the Students, and for the Students Workshop. New York, USA, 2016: 24-26
- [70] O'Shea T J, West N, Vondal M, Clancy T C. Semi-supervised radio signal identification. arXiv preprint arXiv:1611.00303, 2016
- [71] Lane N D, Georgiev P. Can deep learning revolutionize mobile sensing ?//Proceedings of the 16th International Workshop on Mobile Computing Systems and Applications. New York, USA, 2015: 117-122
- [72] Nowicki M, Wietrzykowski J. Low-effort place recognition with WiFi fingerprints using deep learning//Proceedings of the International Conference Automation. Springer, Cham, 2017: 1-12
- [73] Zhang Z, Xiao X, Wang L, et al. Noise robust speech recognition using multi-channel based channel selection and channel-weighting. arXiv preprint:1604.03276, 2016(1): 1-7
- [74] Lv Shaohe, Lu Y, Zhuang W. Qualitative action recognition by wireless radio signals in human-machine systems. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2017, 47(6): 789-800
- [75] Foti D, Kanazawa L. Activities of daily living. Occupational therapy: Practice skills for physical dysfunction, 2008, 6(2): 146-194
- [76] Wei B, Hu W, Yang M, Chou C T. Radio-based device-free activity recognition with radio frequency interference//Proceedings of the 14th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN 2015). Seattle, USA, 2015: 154-165
- [77] Rubner Y, Tomasi C. Perceptual metrics for image database navigation. Springer Science & Business Media, 2013, 594(1): 1-7
- [78] Sathyan T, Humphrey D, Hedley M. Wasp: A system and algorithms for accurate radio localization using low-cost hardware. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2011, 41(2): 211-222
- [79] Gheyas I A, Smith L S. Feature subset selection in large dimensionality domains. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 5-13
- [80] Melgarejo P, Zhang X, Ramanathan P, Chu D. Leveraging directional antenna capabilities for fine-grained gesture recognition//Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York, USA, 2014: 541-551
- [81] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227
- [82] Depatla S, Muralidharan A, Mostofi Y. Occupancy estimation using only WiFi power measurements. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(7): 1381-1393
- [83] Han J, Ding H, Qian C, et al. CBID: A customer behavior identification system using passive tags//Proceedings of the 22nd IEEE International Conference on Network Protocols. Raleigh, USA, 2014: 47-58
- [84] Shangguan L, Zhou Z, Zheng X, et al. Shopminer: Mining customer shopping behavior in physical clothing stores with COTS RFID devices//Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Seoul, South Korea, 2015: 113-125
- [85] Zhou Z, Yang Z, Wu C, et al. Towards omnidirectional passive human detection//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2013. Turin, Italy, 2013: 3057-3065



LU Yong, born in 1990, Ph. D. candidate. His research interests include wireless communication and mobile computing, WiFi sensing.

LV Shao-He, born in 1982, Ph. D. , assistant professor. His current research focuses on wireless communication, machine learning and intelligent computing.

WANG Xiao-Dong, born in 1973, Ph. D. , professor. His current research focuses on wireless communication, social networks and intelligent computing.

ZHOU Xing-Ming, born in 1938, professor, member of Chinese Academy of Sciences. His current research interests include high-performance computing and network computing.

Background

With the development of computing technology, machine-centered computing is being replaced by human centered computing. Human behavior analysis is fundamental for human centered computing. Recently, WiFi based human behavior analysis is gaining increasing attractions. Compared to traditional methods, such as computer vision based, referred based and special sensor based methods, WiFi based behavior analysis takes advantages of none-line-of-sight sensing, passive sensing (device-free sensing), low cost, easy to deploy, without limitations on illuminations and scalability. Firstly, this paper review the roadmap of WiFi based sensing since 2000. And then this paper makes an introduction of the static and dynamic model of WiFi signal indoor propagation. The paper summarizes in detail applications of WiFi based sensing in areas of daily behavior sensing, gesture recognition, bio-signal sensing, identification, crowd sensing and fall detection. At last, based on the latest research, the paper proposes several research areas including

hyper-level feature extraction, de-centered sensing and transfer sensing in the future.

This work has been supported by the NSF of China Research on Array-based Processing Technique for (Nos. 61472434, 61572512, 61402510). The program aim to make breakthroughs in ultra-wideband communications, and at the same time make the WiFi based activities more precise and easier to deploy. Currently, we already did a lot of work on them. We proposed new ultra-wideband spectrum sensing technologies and communication protocols. Also, based on WiFi signals, we conducted researches on passive gesture recognition and activities quality analysis. Previous works have been published by top conferences and journals such as INFOCOM, ICC, IEEE Transactions on Human Machine System.

This review paper can help us to get a comprehensive understanding of WiFi based behavior analysis.