

# 基于 Wi-Fi 的非接触式行为识别研究综述

王钰翔<sup>1,2</sup>, 李晟洁<sup>1,2</sup>, 王 皓<sup>1,2</sup>, 马钧轶<sup>1,2</sup>, 王亚沙<sup>1,3</sup>, 张大庆<sup>1,2</sup>

(1. 北京大学 高可信软件技术教育部重点实验室, 北京 100871; 2. 北京大学 信息科学技术学院, 北京 100871;  
3. 北京大学 软件工程国家工程研究中心, 北京 100871)

**摘 要:** 准确地获取包括人的状态和动作等情境信息一直以来都是普适计算的重要研究方向, 具有很大的应用价值. 作为一种廉价、非侵扰型的感知手段, 基于 Wi-Fi 的无接触式行为识别技术已经成为一个新兴的、极具潜力的研究领域. 从历史概述、理论研究、模型研究、核心技术到应用场景这四个方总结该领域的研究现状. 在总结现有工作所取得的进展和存在的问题的同时, 提出该领域将来可能的研究方向.

**关键词:** 行为识别; Wi-Fi; 无接触式感知

中图分类号: TP 393

文献标志码: A

文章编号: 1008-973X(2017)04-0648-07

## Survey on Wi-Fi based contactless activity recognition

WANG Yu-xiang<sup>1,2</sup>, LI Sheng-jie<sup>1,2</sup>, WANG Hao<sup>1,2</sup>, MA Jun-yi<sup>1,2</sup>,  
WANG Ya-sha<sup>1,3</sup>, ZHANG Da-qing<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of High Confidence Software Technologies, Ministry of Education, Peking University, Beijing 100871, China; 2. School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China;  
3. National Engineering Research Center of Software Engineering, Peking University, Beijing 100871, China)

**Abstract:** Providing accurate information about human's state and activity is one of the most important elements in ubiquitous computing. Various applications can be enabled if one's state and activity can be recognized. Due to the low deployment cost and non-intrusive sensing nature, Wi-Fi based activity recognition has become a promising and emerging research area. The state-of-the-art of the area was surveyed from four aspects ranging from historical overview, theories and models, key techniques to applications. In addition to the summary about the principles and achievements of existing work, some open issues and research directions in this emerging area were presented.

**Key words:** activity recognition; Wi-Fi; contactless sensing

作为情境感知的重要组成部分, 行为识别在智慧城市和智慧家居等多方面具有重要的应用<sup>[1]</sup>. 现有的行为识别可以分为两类: 接触式的行为识别和非接触式的行为识别. 可穿戴设备<sup>[2-3]</sup>是一类典型的接触式行为识别手段. 与可穿戴设备相比, 非接触式的行为识别由于不需要佩戴特殊的设备, 交互方式

更加友好, 因此更有利于长时间的检测, 且不会引起用户的不适. 非接触式的行为识别包括基于视频 (video-based)<sup>[4]</sup>、基于无线电信号 (RF-based)<sup>[5]</sup>、基于超声波信号 (ultrasonic-based)<sup>[6]</sup> 等检测手段. 其中, 无线电信号具有穿透性强、感知范围大, 且不记录关于隐私的敏感信息等优点. 更重要的是, 随着通

收稿日期: 2016-12-28.

浙江大学学报 (工学版) 网址: [www.zjujournals.com/eng](http://www.zjujournals.com/eng)

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2016YFB1001200); 国家自然科学基金资助项目 (61572048); 上海国资委能级提升项目 (2014-C-1-02).

作者简介: 王钰翔 (1993—), 男, 硕士生, 从事普适计算研究. ORCID: 0000-0002-0675-1804. E-mail: [wyxpku@pku.edu.cn](mailto:wyxpku@pku.edu.cn)

通信联系人: 张大庆, 男, 教授. ORCID: 0000-0002-6608-1267. E-mail: [dqzhang@sei.pku.edu.cn](mailto:dqzhang@sei.pku.edu.cn)

信技术的发展,蜂窝移动信号、电视塔台信号、Wi-Fi 基础设施已经无处不在.因此,基于无线电信号的无接触感知,可以说是目前普适计算中实现感知最理想的形式.

根据当前现有的研究工作,基于无线电信号的无接触感知可以分为以下4类:基于超宽带技术(ultra wideband, UWB)的感知<sup>[7]</sup>、基于连续波雷达的感知<sup>[8]</sup>、基于 ZigBee 的感知<sup>[9]</sup>及基于 Wi-Fi<sup>[10]</sup>的感知.其中,由于 Wi-Fi 技术设备在全球范围内已经广泛普及,若能复用这些基础设施用于感知显然是目前其他基于 RF 的无接触感知中最理想的方案,将在成本、易用性、普适性方面具有诸多优势,因此是当前被研究最多的方向.

本文对现有的相关领域工作进行简单介绍和总结.在文章的历史回顾部分,对基于 Wi-Fi 的无接触行为识别研究历史进行回顾,并介绍该领域一些较重要的研究工作.之后,在基础理论、关键技术、应用3个层面对现有工作进行介绍.最后,基于对现有研究工作的分析,指出当前研究工作面临的问题和挑战,并提出将来可能的研究方向.

## 1 历史回顾

2000年, Bahl 等<sup>[10]</sup>发表了一篇基于 Wi-Fi 接收信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)的定位研究工作 RADA,这是第一篇基于 Wi-Fi 进行感知的研究工作,为无接触感知提供了新的思路.在此之后,人们开始关注 Wi-Fi 感知领域,出现了大批基于 Wi-Fi RSSI 信号的定位研究工作.

到2013年,第一次出现基于 Wi-Fi RSSI 的动作识别研究 Nuzzer<sup>[11]</sup>. Nuzzer 可以判断是否有人在运动,而无法区分是什么动作.从2013年开始,基于 Wi-Fi 进行感知的研究不再局限于定位,开始有人尝试使用 RSSI 信号进行行为识别<sup>[12-15]</sup>.如 Wi-See<sup>[15]</sup>通过 Wi-Fi RSS 信号多普勒频偏特征实现对手势和动作的识别, WiTrack<sup>[16]</sup>实现了对人3D动作的追踪, Vital-Radio<sup>[17]</sup>实现了人呼吸及心率的检测.这些工作的出现,极大地拓宽了 Wi-Fi 感知研究的范围.

由于 RSS 信号易受干扰,感知效果较差,为了解决这一问题,研究人员一方面尝试提高 RSS 信号的可用性,如采用通用软件无线电平台(universal software radio peripheral, USRP)产生质量较好的信号进行动作识别<sup>[13,15-16]</sup>,以及通过正交频分多路

复用技术提取不同信道的载波信息,从而提高 RSS 信号的可用性.另一方面,研究人员开始尝试 RSS 信号之外的信号,如信道状态信息(channel state information, CSI),以提供更细粒度的信息.如 Dina 等的工作中,通过 USRP 取得 CSI 信号,来探测墙后人的活动轨迹<sup>[13]</sup>.由于 CSI 信号精度高的优点,人们开始尝试使用商用 Wi-Fi 设备进行行为检测.如借助 Halperin<sup>[18]</sup>发布的基于 Intel 5300 网卡的 CSI 测量工具(CSI-TOOL),在2014年,出现了大量的基于商用 Wi-Fi 设备 CSI 信息的无接触行为识别研究,如 WiHear<sup>[14]</sup>、E-eyes<sup>[12]</sup>、WiFall<sup>[19]</sup>、RT-Fall<sup>[20]</sup>、 Gestures Recognition<sup>[21]</sup>及 Wi-Fi imaging<sup>[22]</sup>.至今,已经有大量的相关工作<sup>[23]</sup>出现在顶级期刊上.这些基于 Wi-Fi CSI 信号的研究在理论模型上取得了一定进展,如 Wang 等<sup>[24]</sup>提出的相移模型,建立起了信号变化和移动速度之间的联系.同时,这些研究在关键技术和应用问题上取得了不同程度的进展.

## 2 理论模型研究

基于 Wi-Fi 的无接触式行为识别的基本原理是在人的行为和 Wi-Fi 信号之间建立映射.如图1(a)所示,在室内环境中,发射端所发出的无线信号经过发射和接收端之间的直达路径以及环境中因反射而形成的多径(multipath)在空间中传播,并最终叠加在一起形成了接收端所接收到的无线信号.在传输

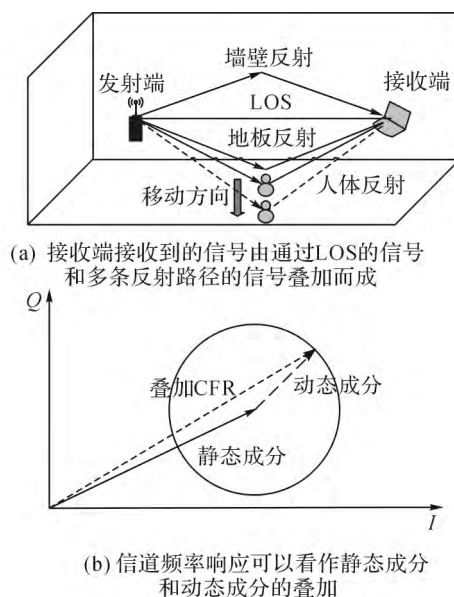


图1 信号在空间中的传播示意图

Fig. 1 Schematic diagram for signal propagation in space

的物理层,环境的变化会影响信号的传输,从而导致最终接收到信号的改变,因此最终所接收到的无线信号中,蕴含了环境变化的信息<sup>[25-26]</sup>。

如图 1(a)所示,对于一对 Wi-Fi 收发设备,当人出现在传播空间中时,由于人体的存在,会导致对无线信号的遮挡和反射,因此人的存在会持续性地影响接收端所接收到的无线信号。通过对接收端所接收到的信号进行采集,并用更加复杂的技术进行处理,可以去预测人在环境中的行为。

由于缺乏准确的理论模型,早期的研究主要依赖于经验性的观察和机器学习方法。基于路径衰减的 RF 传播模型是该领域仅有的理论支持。该理论考虑这样的场景:在一个典型的室内环境中,对于一对 Wi-Fi 收发设备,传输路径由一条直达路径(line of sight, LOS)和多条反射路径(由天花板、地板、墙等反射形成)构成。如果当一个人出现在房间内,那么由于人体的反射,会形成新的传输路径。接收端所接收到的信号<sup>[27]</sup>可以表述为

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

式中: $\lambda$  为信号的波长; $d$  为发射端和接收端的距离,即 LOS 的长度; $P_t$  为发射端的发射功率; $G_t$ 、 $G_r$  分别为发射端和接收端的信号增益; $h$  为反射点距离 LOS 的垂直距离; $\Delta$  为由人体反射所形成的路径的长度。

从式(1)可以看出,当人体静止不动时, $P_r$  是一个常数值;当人体移动时,会因此不断变化,会导致接收到信号强度的变化。该模型虽然可以描述出接收信号强度与反射路径长度之间的关系,但是在实际情况下,无法建立起信号和行为之间的物理关系。常见的做法是应用于 Finger Print 等基于统计的方法。

为了弥补基于路径衰减的 RF 传播模型的不足,Wang 等<sup>[24]</sup> 提出基于路径变化的相移模型(CARM)以描述信号变化和移动速度之间的关系。该模型的核心在于将接收到的信号看作是一条静态的路径和多条动态路径的叠加,如图 1(b)所示。

$$H(f, t) = \exp(-j2\pi\Delta ft) \sum_{k=1}^N a_k(f, t) \exp(-j2\pi\tau_k(t)). \quad (2)$$

其中, $a_k(f, t)$  是一个复数值,表示第  $k$  条路径初始的信号衰减以及相移; $\exp(-j2\pi\tau_k(t))$  表示经过第  $k$  条路径之后,由于传播时间  $\tau_k(t)$  导致的相移; $\exp(-j2\pi\Delta ft)$  是由发射端和接收端之间的频率偏差导致的相移。

根据式(2),讨论当物体移动时对 CFR 的影响。首先,假设一个物体在一段较短时间内(如 100 ms)以恒定速度运动,导致第  $k$  条路径的长度以  $v_k$  的速率发生变化。以  $d_k$  表示第  $k$  条路径在  $t$  时刻的长度,则  $d_k(t) = d_k(0) + v_k t$ ,  $t$  时刻的 CFR 能量可以表示为

$$\begin{aligned} |H(f, t)|^2 &= |H_s(f)|^2 + \sum_{k \in P_d} |a_k(f, t)|^2 + \\ &\sum_{k, l \in P_d, k \neq l} 2 |a_k(f, t) a_l(f, t)| \times \\ &\cos\left(\frac{2\pi(v_k - v_l)t}{\lambda} + \frac{2(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda} + \phi_{kl}\right) + \\ &\sum_{k \in P_d} 2 |a_k(f, t) H_s(f)| \times \\ &\cos\left(\frac{2\pi v_k t}{\lambda} + \frac{2\pi d_k(0)}{\lambda} + \phi_{sk}\right). \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $2\pi d_k(0)/\lambda + \phi_{sk}$  和  $2(d_k(0) - d_l(0))/\lambda + \phi_{kl}$  为表示信号初始相位偏转的常量。从式(3)可以看出,总的信道频率响应是一部分常量和正弦信号的叠加,且该正弦信号频率和路径长度变化的速率有关。通过测量这些正弦信号的频率以及载波信号的波长,可以得到反射路径的长度变化速度。于是,可以建立环境中人的移动速度和 CSI 信号的关系。

### 3 关键技术研究

图 2 给出基于 Wi-Fi 进行行为感知的框架。该框架主要由四部分组成:1)基信号选择;2)预处理;3)特征提取;4)分类。具体介绍如下。

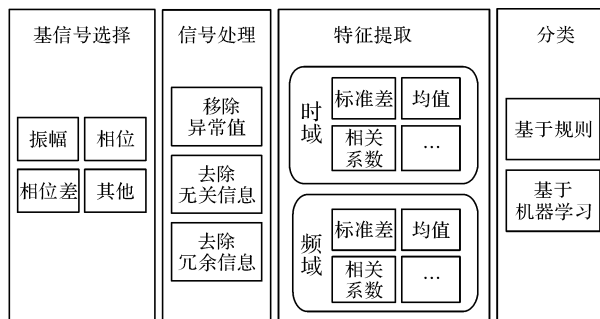


图 2 基于 Wi-Fi 的行为识别技术框架

Fig. 2 Technology framework of Wi-Fi based activity recognition

#### 3.1 基信号选择

目前,存在的技术利用的 Wi-Fi 基信号主要有 3 种:振幅、相位和相位差。每种信号信息都各有利弊。

1) 振幅。振幅在跌倒检测<sup>[20,28]</sup>、手势识别<sup>[21,29-30]</sup>

等场景中应用十分广泛.人的行为造成的信号波动有着具体的物理意义.信号波动的频率与人的活动速度具有对应关系<sup>[19]</sup>,利用振幅的波动可以刻画出人活动的速度.振幅作为一种信号信息,具有一定的缺点,例如振幅信号往往带有不可忽略的噪声,目前如何从原始振幅信号中去除噪声仍是一个很难的问题.

2)相位.由于精度原因,商用 Wi-Fi 设备得不到精准的相位信息,想要使用相位信息,必须对原始相位进行校准<sup>[31]</sup>.线性变换是一种最常见的相位校准方式<sup>[31]</sup>.Wu 等<sup>[32]</sup>利用该方式将相位校准后用于入侵检测.该校准方式会削弱人的活动对相位的影响<sup>[24]</sup>,大大降低了相位对人的活动的刻画能力.

3)相位差.相位差对人的活动非常敏感,主要有以下几点原因<sup>[33]</sup>:1)相位差是因为两根天线之间的距离造成的,所以它包含了空间多样性.2)相位差包含少部分的高斯噪声,这些高斯噪声可以通过一些去噪方式去掉.之前有工作<sup>[20,28]</sup>利用相位差信息来检测摔倒,验证了相位差的鲁棒性.笔者认为相位差具有很广泛的应用前景,值得继续研究.

### 3.2 预处理

在选择基信号后,为了提高信号的可靠性,需要对信号进行预处理.预处理的过程一般可以分为过滤异常值、去除无关信息和去除冗余信息 3 步.

1)过滤异常值.由于硬件缺陷或者环境中存在的特殊噪声,会造成信号的异常值.这些异常值的存在将会影响正常的行为感知.利用 Hampel 滤波器<sup>[34]</sup>可以用来去除那些明显与邻近数据值不同的异常点,它实际上是利用移动平均窗口去除数据异常点,然后直接取数据的均值,丢弃方差较大的数据点.Hampel 滤波器只适用于仅包含高斯噪声的信号,在作滤波时,为了尽量地保留人的行为对信号的影响,滑动窗口的长度参数一般不会选得太大.

2)去除无关信息.原始的信号信息包含着大量的无关信息.例如在用 Wi-Fi 作呼吸感知时,人呼吸的频率一般为 0.15~0.55 Hz,很容易受到其他频率信息的干扰,造成很难在时域信号上观察到反应呼吸的周期性变化,需要将这些无关信息去除掉.比如采用一种特殊的带通滤波器——有限脉冲响应滤波器(FIR filter)<sup>[35]</sup>可以实现无关信息的过滤,以实现呼吸检测.与之类似,在跌倒检测中,可以采用带通滤波器区分跌倒和类跌倒动作<sup>[20]</sup>.

3)去除冗余信息.由于商业 WIFI 设备价格低廉,硬件质量不高,会给接收到的信号引入一些多余的噪声,例如接收端和发射端的功率调整等.为了去

除这些多余的噪声,可以利用主成分分析(principal component analysis, PCA)的方法提取出信号中的主要成分,去掉多余噪声.Wang 等<sup>[24]</sup>认为多余的噪声主要存在于主成分分析后的第一个主成分中,其他几个主成分主要包含人的活动信息.即使如此,利用 PCA 去除冗余信息不总是完美的,因为实验证明多余的噪声不仅包含在第一个主成分中,其他的主成分中也会出现,只是不同的主成分包含的噪声成分不同.在利用 PCA 进行去噪处理时,如何选取一个合适的主成分作代表是一个重要的问题.如何更好地使用 PCA 或者如何找到一个更好地去除冗余信息的信号处理方法,可能是将来值得研究的问题.

### 3.3 特征提取

特征提取是一个对原始信息作信息提炼的过程.在传统的情境识别中,特征提取主要分为 3 类:启发式特征、时域特征和频域特征.由于 Wi-Fi CSI 的行为识别实质上是对信号特征的提取分类过程,CSI 作为一种数字信号,主要存在于 2 个正交的子空间中:时域和频域.本文倾向于将启发式特征仅作为一种提取时频域特征的思考过程,并不单独作为一种特征.下面主要介绍时频变换的方法和特征选择.

1)时频变换.时频变换是指将时域上的信号转为频域上的信号进行分析.目前,常用的时频变换手段有快速傅里叶变化(fast Fourier transformation, FFT)、短时傅里叶变换(sparse fast Fourier transform, SFFT)和小波变换(wavelet transform, WT).其中,快速傅里叶变换方式是最基本的时频变换方式,它将时域上的整段信号信息直接变换到频域上.如在呼吸检测中,使用 FFT 可以在频域为 0.15~0.55 Hz 的区间上找到峰值来确定人的呼吸频率<sup>[35]</sup>.FFT 仅适用于平稳信号,无法获取瞬时的频域信息.在 RT-Fall<sup>[20]</sup>和 Anti-Fall<sup>[28]</sup>中,分别采用基于窗口的短时傅里叶变换和小波变换.在这些方法中,根据重叠系数对每一个时间窗口进行变换,从而得到瞬时的频域信息.短时傅里叶变换的结果没有小波变换精确.小波变换是基于小波分析理论来获取高精度的瞬时频率<sup>[12,24]</sup>.具体地,小波变换包括连续小波变换和离散小波变换.连续小波变换速度慢,精度高;离散小波变换效率高,精度相对较低.在具体的应用中,需要在实时性和精度之间进行权衡.

2)特征选择.常用的时域信号特征有标准差、均值、信号的时间相等.在时频变换后,常用的频域的特征有主要频率、最高频率、轮廓特征等.

### 3.4 分类技术

目前,较常用的分类技术有 2 种:基于规则的分类和基于机器学习的分类。

1) 基于规则的分类. 基于规则的分类通常为两分类问题,例如判断环境中是否有人存在<sup>[32,36-37]</sup>,或者是否有人活动<sup>[28]</sup>,Wang 等<sup>[20,28]</sup>利用标准差的阈值将活动分为类摔倒的行为和非摔倒的行为. 基于规则的分类存在的主要问题是它要求待识别的目标行为和信号之间有着稳定、清晰的对应关系,且这个对应关系可以用一系列阈值来描述。

2) 基于机器学习的分类. 基于机器学习的分类方法应用十分广泛,但大多数的相关工作很少提及他们所使用的分类器. 主流的机器学习算法有支持向量机、神经网络、遗传算法,而这些算法在较小的数据集上没有明显的差距。

在现有的工作中,不同的应用问题使用了不同的分类器. 如在 Anti-Fall<sup>[28]</sup>和 RT-Fall<sup>[20]</sup>中使用支撑向量机(support vector machine, SVM)实现了实时的跌倒检测,KeyStroker<sup>[38]</sup>使用 k 最近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)实现手势识别,Wang 等<sup>[24]</sup>使用隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)建立由不同的运动状态构成的 CSI 行为模型。

## 4 应用问题研究

基于 Wi-Fi 的非接触式行为识别技术在过去的三年里取得了很大的进展,如图 3 所示,大致可以分为两个方向:粗粒度行为的识别及细粒度行为的识别。

### 4.1 粗粒度行为识别研究

从研究行为识别的宏观层面来看,现有的工作

主要研究两类问题:人是否存在于既定环境以及在既定环境中正在从事哪种活动。

第一类问题主要的应用背景是入侵检测,该问题的主要挑战在于对于给定的环境,在距离 Wi-Fi 设备不同距离的位置处于相对静止的姿势时(如站立、缓慢移动),如何实现可靠的检测. 经过众多学者的不断改进,该问题基本已经得到接近 100% 检测率. 结合在定位方面的深刻理解,在该问题进一步衍生出一类有趣的子问题,本文称之为地理围栏(geo-fencing):检测人是否出现在既定环境中的特定区域<sup>[39]</sup>. 该问题目前只能通过利用 Wi-Fi 天线的摆放实现天线周边的检测,还不能实现对于既定环境中任何一个区域的检测识别。

第二类问题主要的应用背景是行为识别,对人体行为的识别包括跑步、坐下、站立、跌倒、躺下、摔倒等原子活动<sup>[19-20,28]</sup>,也包括如吃饭、做饭、洗漱、睡觉等由原子活动在不同情境下的组合活动<sup>[40]</sup>. 目前,该问题所面临的最大的挑战是如何做到实时行为的准确切割. 一个人日常的行为多种多样,且在时间上是连续的,并且即使同一个人多次重复同一个动作,每一次的速度和持续时间都不会完全相同,因此在实时的动作切割问题的难度要大于分类问题. 对于该问题,在文献<sup>[20,28]</sup>中实现了从连续动作中切割出来所有类似跌倒的动作<sup>[41]</sup>,并在此基础上实现实时跌倒检测。

### 4.2 细粒度行为识别研究

从研究行为识别的微观层面来看,该问题可以分为以下两类:细粒度的活动识别以及粗粒度活动的细节放大。

第一类问题主要研究细粒度的活动. 目前引起研究者最多关注的是监测人的生命体征<sup>[17,35,42]</sup>,

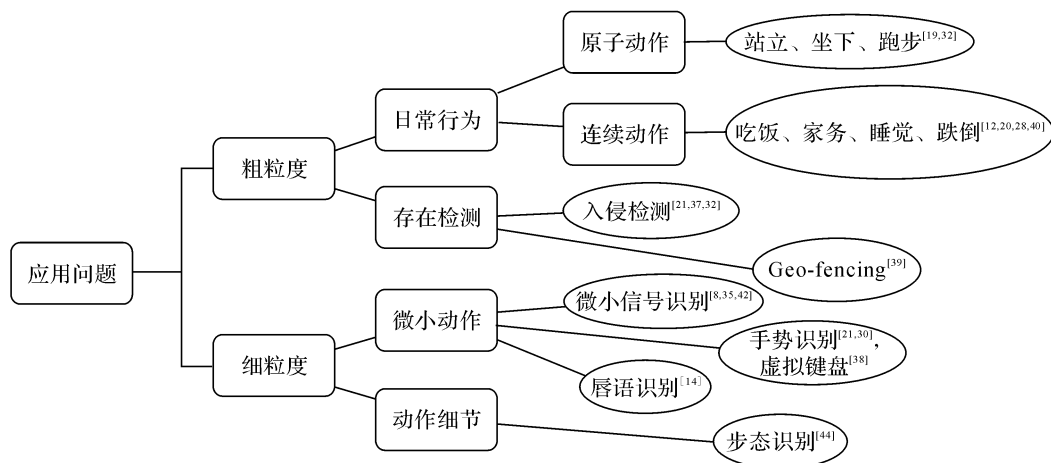


图 3 基于 Wi-Fi 无线行为识别的应用问题总结

Fig. 3 Summary for Wi-Fi based activity recognition applications

通过分析人在睡眠状态下的呼吸、心跳次数反应人的健康水平和睡眠质量, WiHear 实现了简单的唇语识别<sup>[14]</sup>, KeyStroker 识别虚拟键盘敲击<sup>[38]</sup>, 实现了手势识别<sup>[30]</sup>. 目前, 该类工作局限在可控环境下实现, 要求环境和受试者保持刻意的静止, 以排除一切其他活动和环境的干扰. 如何在富有挑战的真实环境下实现细粒度活动的识别, 例如在多人环境下, 将会是未来的重点研究方向之一.

第二类问题是关于粗粒度活动的细节放大. 目前已发表的工作中研究此类问题尚少, 但是笔者认为这类问题有着广阔的应用价值, 未来很快会得到研究人员的关注. 一方面, 活动的细节往往隐藏着一个人的特征, 可以实现基于 Wi-Fi 的身份验证 (user identification), 例如步态<sup>[43-44]</sup>、手势特征. 另一方面, 这类特征在某一类人群之间具有显著的相似性, 例如通过分析具有某类疾病人群的活动细节特征, 推导某些疾病的特征; 再通过对活动细节特征的聚类, 建立疾病和活动细节的关联, 从而实现对疾病的初期诊断和预防, 例如通过穿戴设备的步态特征协助早期诊断帕金森综合征的问题也许可以通过使用 Wi-Fi 信号无接触的方式实现.

## 5 结 语

尽管基于 Wi-Fi 的行为识别研究已经取得了巨大的进展, 但是不可否认依旧存在许多值得深入探究的问题.

对于理论和模型的研究, 当前依旧缺少一个更完备的理论. 在今后的一段时间内, 如何解释相移和无线信号的空间传输特性可能会是一个研究的热点问题. 对于关键技术的研究, 在采用更多种类基信号、改进信号处理技术的同时, 应尝试使用深度学习<sup>[45-46]</sup>替换现在广泛采用的启发式方法. 对于应用问题, 将来的研究工作存在两个方向. 一方面, 对于已经研究过的应用场景, 如何将它们适用于更加真实且复杂的环境. 另一方面, 探究行为可识别的边界, 如判断什么样的情况下行为可识别或不可识别.

作为一个有效且受到广泛关注的感知技术, 基于 Wi-Fi 的行为识别研究正在吸引越来越多的研究者投入这一领域, 并且将会出现一大批相关的研究工作. 可以预见, 在不久的将来, 基于 Wi-Fi 的非接触式行为识别领域将会在理论模型、核心技术和应用场景等方面出现大量的突破性进展.

## 参考文献 (References):

- [1] ZHENG Y, CAPRA L, WOLFSON O, et al. Urban computing: concepts, methodologies, and applications [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2014, 5(3): 38.
- [2] FOERSTER F, SMEJA M, FAHRENBURG J. Detection of posture and motion by accelerometry: a validation study in ambulatory monitoring [J]. *Computers in Human Behavior*, 1999, 15(5): 571-583.
- [3] LARA O D, LABRADOR M A. A survey on human activity recognition using wearable sensors [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2013, 15(3): 1191-1209.
- [4] AGGARWAL J K, RYOO M S. Human activity analysis: a review [J]. *ACM Computing Surveys*, 2011, 43(3): 16.
- [5] SCHOLZ M, SIGG S, SCHMIDTKE H R, et al. Challenges for device-free radio-based activity recognition [C]// *Workshop on Context Systems, Design, Evaluation and Optimization*. Italy: [s. n.], 2011.
- [6] TURAGA P, CHELLAPPA R, SUBRAHMANIAN V S, et al. Machine recognition of human activities: a survey [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2008, 18(11): 1473-1488.
- [7] LAI C-P, NARAYANAN R M. Through-wall imaging and characterization of human activity using ultrawideband (UWB) random noise radar [C]// *Defense and Security. International Society for Optics and Photonics*. California: [s. n.], 2005: 186-195.
- [8] POSTOLACHE O, GIRÃO P S, POSTOLACHE G, et al. Cardio-respiratory and daily activity monitor based on FMCW Doppler radar embedded in a wheelchair [C]// *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Boston: IEEE, 2011: 1917-1920.
- [9] SCHÖLKOPF B, PLATT J C, SHAWE-TAYLOR J, et al. Estimating the support of a high-dimensional distribution [J]. *Neural computation*, 2001, 13(7): 1443-1471.
- [10] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system [C]// *19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*. Israel: IEEE, 2000: 775-784.
- [11] SEIFELDIN M, SAEED A, KOSBA A E, et al. Nuzzer: a large-scale device-free passive localization system for wireless environments [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2009, 12(7): 1321-1334.
- [12] WANG Y, LIU J, CHEN Y, et al. E-eyes: device-free location-oriented activity identification using fine-grained wifi signatures [C]// *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing*

- and Networking. Hawaii: ACM, 2014: 617-628.
- [13] ADIB F, KATABI D. See through walls with WiFi! [J]. **ACM SIGCOMM Computer Communication Review**, 2013, 43(4): 75-86.
- [14] WANG G, ZOU Y, ZHOU Z, et al. We can hear you with wi-fi! [J]. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, 2016, 15(11): 2907-2920.
- [15] PU Q, GUPTA S, GOLLAKOTA S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals [C]// **Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking**. Florida: ACM, 2013: 27-38.
- [16] ADIB F, KABELAC Z, KATABI D, et al. 3D tracking via body radio reflections [C]// **NSDI**. Washington: [s. n.], 2014: 317-329.
- [17] ADIB F, MAO H, KABELAC Z, et al. Smart homes that monitor breathing and heart rate [C]// **Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems**. Korea: ACM, 2015: 837-846.
- [18] HALPERIN D. Linux 802.11n CSI tool [EB/OL]. [2016-12-02]. <http://dhalperi.github.io/linux-80211n-csitool/>.
- [19] WANG Y, WU K, NI L M. Wifall: device-free fall detection by wireless networks [J]. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, 2017, 16(2): 581-594.
- [20] WANG H, ZHANG D, WANG Y, et al. RT-Fall: A real-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices [J]. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, 2017, 16(2): 511-526.
- [21] MELGAREJO P, ZHANG X, RAMANATHAN P, et al. Leveraging directional antenna capabilities for fine-grained gesture recognition [C]// **Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing**. Seattle: ACM, 2014: 541-551.
- [22] HUANG D, NANDAKUMAR R, GOLLAKOTA S. Feasibility and limits of wi-fi imaging [C]// **Proceedings of the 12th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems**. Memphis: ACM, 2014: 266-279.
- [23] HALPERIN D. Published articles list [EB/OL]. [2016-12-02]. <http://dhalperi.github.io/linux-80211n-csitool/#external>.
- [24] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Understanding and modeling of wifi signal based human activity recognition [C]// **Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking**. Paris: ACM, 2015: 65-76.
- [25] YANG Z, ZHOU Z, LIU Y. From RSSI to CSI: indoor localization via channel response [J]. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, 2013, 46(2): 25.
- [26] ZHOU Z, WU C, YANG Z, et al. Sensorless sensing with WiFi [J]. **Tsinghua Science and Technology**, 2015, 20(1): 1-6.
- [27] TSE D, VISWANATH P. **Fundamentals of wireless communication** [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
- [28] ZHANG D, WANG H, WANG Y, et al. Anti-fall: A non-intrusive and real-time fall detector leveraging CSI from commodity WiFi devices [C]// **International Conference on Smart Homes and Health Telematics**. [S. l.]: Springer, 2015: 181-193.
- [29] HELAL S, CHANDRA R, KRAVETS R. Proceedings of the 19th annual international conference on Mobile computing and networking [C]// **International Conference on Mobile Computing and Networking**. Florida: ACM, 2013: 44-54.
- [30] NANDAKUMAR R, KELLOGG B, GOLLAKOTA S. Wi-Fi gesture recognition on existing devices [J]. **Eprint Arxiv**, 2014, 3(2): 17.
- [31] SEN S, RADUNOVIC B, CHOUDHURY R R, et al. You are facing the Mona Lisa: spot localization using PHY layer information [C]// **Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services**. UK: ACM, 2012: 183-196.
- [32] WU C, YANG Z, ZHOU Z, et al. Non-invasive detection of moving and stationary human with WiFi [J]. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, 2015, 33(11): 2329-2342.
- [33] WU C, YANG Z, ZHOU Z, et al. PhaseU: real-time LOS identification with WiFi [C]// **Computer Communications**. Hong Kong: IEEE, 2015: 2038-2046.
- [34] DAVIES L, GATHER U. The identification of multiple outliers [J]. **Journal of the American Statistical Association**, 1993, 88(423): 797-801.
- [35] LIU J, WANG Y, CHEN Y, et al. Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf Wifi [C]// **Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing**. Hang Zhou: ACM, 2015: 267-276.
- [36] XIAO J, WU K, YI Y, et al. Fimd: Fine-grained device-free motion detection [C]// **Parallel and Distributed Systems (ICPADS), 2012 IEEE 18th International Conference on**. Singapore: IEEE, 2012: 229-235.
- [37] QIAN K, WU C, YANG Z, et al. PADS: Passive detection of moving targets with dynamic speed using PHY layer information [C]// **2014 20th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS)**. Tai Wan: IEEE, 2014: 1-8.

(下转第 690 页)

- 裂纹检测方法研究[J]. 煤矿机械, 2015(02): 45-51.
- LIU Yi, XU Xiao-dong. Study on beam crack detection method for shaker based on ultrasound and low-frequency eddy [J]. **Coal Mine Machinery**, 2015(02): 45-51.
- [10] 陈金贵, 黄颖. 无缝钢管超声涡流联合探伤方法研究[J]. 中国设备工程, 2013, 1(2): 88-94.
- CHEN Jin-gui, HUANG Yin. Research of eddy current and ultrasonic joint inspection for seamless steel pipe [J]. **China Plant Engineering**, 2013, 1(2): 88-94.
- [11] HANS M T. Advantage of a combined ultrasonic and eddy current examination for railway inspection trains [C] // **Proceedings of the ECNDT**. [S. l.]: IEEE, 2006: 176-188.
- [12] HABIBALAH A M. Improving pulse eddy current and ultrasonic testing stress measurement accuracy using neural network data fusion [J]. **Science Measurement and Technology**, 2015, 9(4): 514-521.
- [13] LI G H, HUANG P J, CHENG P H, et al. Application of multi-sensor data fusion in defects evaluation based on Dempster-Shafer theory [C] // **Instrumentation and Measurement Technology Conference**. [S. l.]: IEEE, 2011: 1-5.
- [14] LUIS F R, TIAGO M. A Bayesian approach for NDT data fusion: the Saint Torcato church case study [J]. **Engineering Structures**, 2015, 84(2): 120-129.
- [15] LIU J, TIAN G Y, et al. Investigation of thermal imaging sampling frequency for eddy current pulsed thermograph [J]. **NDT & E International**, 2014, 62(3): 85-92.
- [16] 阮晴, 罗飞路, 王鹏. 基于 BP 网络和 DS 证据理论的超声检测缺陷识别[J]. 兵工自动化, 2011, 30(9): 72-76.
- RUAN Qing, LUO Fei-lu, WANG Peng. Flaws identification in ultrasonic testing based on BP network and D-S evidence theory [J]. **Ordnance Industry Automation**, 2011, 30(9): 72-76.
- [17] 马丽丽, 张曼. 多传感器集中式增量卡尔曼滤波融合算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 3(11): 229-232.
- MA Li-li, ZHANG Man. Multi-sensor centralized incremental Kalman filtering fusion algorithm [J]. **Computer Engineering and Applications**, 2014, 3(11): 229-232.
- [18] YUE S, WU T. Fuzzy clustering based ET image fusion [J]. **Information Fusion**, 2013, 14(7): 487-497.
- [19] BALAKRISHNAN S, CACCIOLA M. Development of image fusion methodology using discrete wavelet transform for eddy current images [J]. **NDT and E International**, 2012, 51(12): 51-57.
- [20] EDWARDS R S, SOPHIN B A, DIXON S, et al. Data fusion for defect characterizations using a dual probe system [J]. **Sensors and Actuators A: Physical**, 2007, 131(14): 222-228.
- [21] 刘璋温. 赤池信息量准则 AIC 及其意义[J]. 数学的实践与认识, 1980, 3: 65-73.
- LIU Zhang-wen. Akaike information criterion AIC and its significance [J]. **Mathematics in Practice and Theory**, 1980, 3: 65-73.
- [22] HORN D, MAYO M R. NDE reliability gains from combining eddy-current and ultrasonic testing [J]. **NDT and E International**, 2010, 21(33): 351-362.

(上接第 654 页)

- [38] ALI K, LIU A X, WANG W, et al. Keystroke recognition using wifi signals [C] // **Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking**. Paris: ACM, 2015: 90-102.
- [39] SHETH A, SESHAN S, WETHERALL D. Geofencing: confining Wi-Fi coverage to physical boundaries [C] // **International conference on Pervasive Computing**. Texas: Springer, 2009: 274-290.
- [40] ZENG Y, PATHAK P H, MOHAPATRA P. Analyzing shopper's behavior through wifi signals [C] // **Proceedings of the 2nd workshop on Workshop on Physical Analytics**. Italy: ACM, 2015: 13-18.
- [41] WANG H, MA J Y, WANG Y X, et al. Fall detection demo [EB/OL]. [2016-12-02]. [http://v.youku.com/v\\_show/id\\_XMTM5MzM0MjkzMg==.html](http://v.youku.com/v_show/id_XMTM5MzM0MjkzMg==.html).
- [42] LIU X, CAO J, TANG S, et al. Wi-Sleep: contactless sleep monitoring via WiFi signals [C] // **2014 IEEE Real-Time Systems Symposium (RTSS)**. Italy: IEEE, 2014: 346-355.
- [43] ZENG Y, PATHAK P H, MOHAPATRA P. WiWho: wifi-based person identification in smart spaces [C] // **Proceedings of the 15th International Conference on Information Processing in Sensor Networks**. Austria: IEEE, 2016: 4.
- [44] WANG T, ZHANG D, WANG Z, et al. Recognizing gait pattern of Parkinson's disease patients based on fine-grained movement function features [C] // **IEEE International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing**. Beijing: IEEE, 2015: 1-10.
- [45] GAO L. Channel state information fingerprinting based indoor localization: a deep learning approach [D]. Auburn: Auburn University, 2015.
- [46] WANG X, GAO L, MAO S, et al. DeepFi: deep learning for indoor fingerprinting using channel state information [C] // **2015 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)**. New Orleans: IEEE, 2015: 1666-1671.