

## 基于 Wi-Fi 信号的身份识别技术研究

魏忠诚<sup>1,2</sup>, 张新秋<sup>1,2</sup>, 连彬<sup>2,3</sup>, 王巍<sup>1,2</sup>, 赵继军<sup>1,2</sup>

(1. 河北工程大学信息与电气工程学院, 河北 邯郸 056038;

2. 河北省安防信息感知与处理重点实验室, 河北 邯郸 056038;

3. 河北工程大学水利水电学院, 河北 邯郸 056038)

**摘要:** 随着信息技术的不断进步, 身份识别的研究逐渐向无感化、自动化的方向发展, 在人机交互、智能家居和智慧安防等领域得到了广泛应用。作为一种非接触式的无线感知技术, 基于 Wi-Fi 信号的身份识别正逐步向多属性识别以及合法性认证等方向演进。首先, 介绍了基于无线信号的身份识别原理, 并从信号处理的角度综述了其预处理流程; 然后, 分别从行走和日常活动两种不同依据讨论了身份识别的实现方法, 并从功能演进的角度讨论了多属性识别和合法性认证两大身份识别的发展趋势; 最后, 指出深层次特征提取、日常活动分析、识别模型构建以及多种技术融合等是实现更加鲁棒、多元、普适身份识别的未来方向, 为物联网感知层的研究提供重要支撑。

**关键词:** 身份识别; 无线感知; Wi-Fi 信号; 多属性识别; 合法性认证; 物联网

**中图分类号:** TP301.6

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00213

## A survey on Wi-Fi signal based identification technology

WEI Zhongcheng<sup>1,2</sup>, ZHANG Xinqiu<sup>1,2</sup>, LIAN Bin<sup>2,3</sup>, WANG Wei<sup>1,2</sup>, ZHAO Jijun<sup>1,2</sup>

1. School of Information and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China

2. Hebei Key Laboratory of Security & Protection Information Sensing and Processing, Handan 056038, China

3. School of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China

**Abstract:** With the constant progress of the information technology, the research on identification is developing towards unawareness and automation, and applied widely in many fields, such as human-computer interaction, smart home and intelligent security. As a non-contact wireless sensing technology, Wi-Fi signal based identification is progressively evolving towards the directions of multi-attribute identification and legality verification. Firstly, the principle of wireless signal-based identification was introduced, and reviews pretreatment processes from the viewpoint of signal processing were reviewed. Then, identification implementation was discussed from two different bases of walking and daily activities. Two major development trends of identification which were multi-attribute identification and legality verification were discussed from function evolution's views. Finally, the multiple research areas were indicated including hyper-level feature extraction, daily activities' analysis, identification model construction, and multi-technology fusion as future directions of realizing more robust, diversify and universal identification, which would provide the important support for the research and development of Internet of things perception layer.

**Key words:** identification, wireless sensing, Wi-Fi signal, multi-attribute identification, legality verification, Internet of things

收稿日期: 2020-08-31; 修回日期: 2020-12-25

通信作者: 赵继军, 邮箱: zjijun@hebeu.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划 (No.2018YFF0301004); 国家自然科学基金资助项目 (No.61802107); 河北省自然科学基金资助项目 (No.F2018402251); 河北省高等学校科学技术研究项目 (No.QN2020193); 石家庄市重点研发计划 (No.201790571A)

**Foundation Items:** The National Key Research and Development Program of China (No.2018YFF0301004), The National Natural Science Foundation of China (No.61802107), The Natural Science Foundation of Hebei Province (No.F2018402251), The Superior College Science Technology Research Program of Hebei Province (No.QN2020193), The Key Research and Development Program of Shijiazhuang City (No.201790571A)

## 1 引言

身份识别一直是物联网连接人与物、物与物实现智能感知的研究热点。身份识别技术按照主导者的不同,分为主动式和被动式两种形式。常见的主动式身份识别技术有射频识别<sup>[1]</sup>、指纹识别<sup>[2-3]</sup>等,通过用户主动参与认证或接触相关设备从而获取独特的身份信息,在日常生活中被广泛使用,识别准确率高。但是该方式容易引起用户心理或生理的不适,不利于频繁或长时间的持续检测。被动式身份识别技术有基于视频图像<sup>[4]</sup>、红外技术<sup>[5]</sup>等方法的识别,利用设备自动采集人体生理或活动信息,交互方式更加友好。但现有的被动式身份识别技术也存在一定的缺点,如基于视频图像的身份识别在采集个人身份信息过程中容易侵犯用户隐私,同时容易受到光线和障碍物的影响;而红外技术在进行身份识别时需要额外的辅助设备,环境设置相对复杂。近几年,基于无线信号的感知技术颠覆了以往基于穿戴设备、视频图像等途径的信息获取方式,已形成基于超宽带<sup>[6-7]</sup>、连续波雷达<sup>[8-9]</sup>、ZigBee<sup>[10-11]</sup>和 Wi-Fi<sup>[12-14]</sup>等多种技术的感知研究成果,受到了研究者的广泛关注。

作为一种相对普及的无线通信技术,Wi-Fi 具有廉价、易获取、非接触式和被动感知等优点,是目前无线感知识别中较为理想的方式。接收信号强度(RSS, received signal strength)与信道状态信息(CSI, channel state information)是 Wi-Fi 设备用于无线感知的主要数据形式。2000年,RADAR<sup>[15]</sup>利用 Wi-Fi 的 RSS 信号最早实现了室内定位,Nuzzer<sup>[16]</sup>实现了动作识别,但只能识别出是否有动作发生,无法识别出具体动作。2010年,Halperin 等<sup>[17]</sup>修改了商业 Wi-Fi 设备的固件,并配置了普通 IEEE 802.11n 标准的无线网卡实现了 CSI 的获取。Wi-Fi 采用 OFDM 技术,利用一个 CSI 数据包便同时测量到多个子载波的振幅和相位,这为无线感知提供了丰富的细粒度信道状态信息,为人体活动识别提供了条件。此后,研究人员基于 CSI 实现了多种人体活动识别研究,如入侵检测<sup>[18-20]</sup>、手势识别<sup>[21-23]</sup>和跌倒检测<sup>[24-25]</sup>等。2016年,文献[26]首次将 Wi-Fi 活动识别引入身份识别领域,扩展了 Wi-Fi 活动感知的应用领域,也为身份识别领域的发展带来了新机遇。

截至目前,已经存在部分基于 Wi-Fi 信号的人体及活动感知的研究综述,但尚没有专门针对 Wi-Fi 身份识别的综述工作。鲁勇等<sup>[27]</sup>从日常活动感知、手势识别、生理信号感知、身份认证、群体感知以及摔倒检测 6 种应用对 Wi-Fi 活动感知技术进行了综述。Wu 等<sup>[28]</sup>基于模式识别和模型识别两种方法介绍了 Wi-Fi 人体活动感知技术。相比于以上工作,本文专注于 Wi-Fi 身份识别技术,综述了 Wi-Fi 身份识别的关键流程、功能演进和实现方法,并讨论了未来的发展方向。

## 2 Wi-Fi 身份识别原理及预处理流程

Wi-Fi 身份识别是通过分析接收端被人体活动所影响的无线信号实现的,并使用相应的信号处理方法获取与人体活动高度相关的信息,采用分类方法识别身份。

### 2.1 识别原理

Wi-Fi 感知的基本原理是发射端发射的无线信号通过直射路径,或经环境与人体反射、折射和衍射等多条路径在接收端叠加,当人体在无线信号传播空间中活动时,通过分析接收端的无线信号,运用有效的信号处理技术和分类识别算法,识别出环境中的人体活动状态。

Wi-Fi 身份识别原理如图 1 所示。研究人员使用静态传播模型描述接收端信号强度与反射路径长度之间的关系<sup>[29]</sup>,用动态传播模型描述无线信号与人体活动之间的关系<sup>[30]</sup>,其中动态模型通过分析人体运动过程中的路径变化描述信号频率变化与人体运动速度之间的映射关系,为身份识别的研究提供理论支撑。

人体生理或活动特征,如人脸、指纹、姿势和步态等,具有一定的独特性和唯一性,能够充分反映人的身份。其中,活动特征依赖于用户习惯,具有安全性高、不易复制的优点,多数 Wi-Fi 身份识别便是在活动识别的基础上实现的。由于人体各部位对无线信号的反射会在不同的路径传播,产生不同的速度,并且各部位的协作共同构成了活动,因此通过分析反映不同部位运动速度的无线信号与特定人体活动之间的相关性,便可以实现活动识别。人的体型与动作习惯不同,使得每个人不同部位的运动速度及模式具有独一无二的特征,通过分析反映人体活动的无线信号鉴别人的身份。

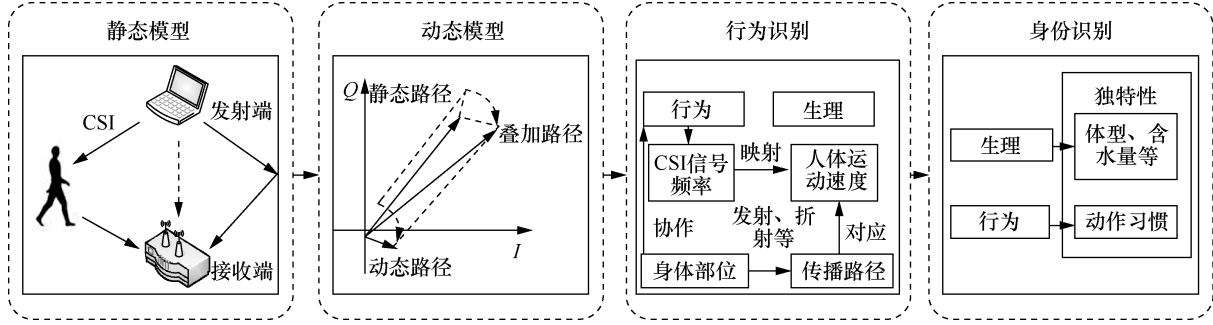


图1 Wi-Fi 身份识别原理

## 2.2 噪声去除

由于 CSI 数据中存在大量噪声,影响识别准确度,首先需要对数据进行预处理操作。根据噪声来源的不同分为离群点检测和滤波、数据插值、远端多径消除、天线对融合以及子载波选择。

### 1) 离群点检测和滤波

设备硬件的自身缺陷会导致信号出现脱离一般水平的点,即离群点。Hampel 滤波器<sup>[31]</sup>通过预设数据区间范围有效去除离群点。环境中存在的噪声使得信号产生高频率的脉冲和突发噪声等。而依据文献[27]可知,人体活动引起的信号频率分布在低频段,因此可以采用低通滤波器<sup>[32]</sup>、巴特沃斯滤波器<sup>[33]</sup>、小波变换去噪<sup>[34]</sup>等滤除高频噪声。

### 2) 数据插值

在数据采集过程中,常常会发生数据丢失或时延现象,对数据进行插值处理能够获取时间上均匀分布的 CSI 数据。线性插值算法<sup>[31]</sup>分析 CSI 数据在有限区间的取值情况,对相邻  $K$  个取值进行计算,估计出不连续点的近似值进行插值,实现时间维度的统一。

### 3) 远端多径消除

无线信号在传输过程中受到来自远处物体或人的影响,收集到的 CSI 数据增加了有效区域以外的多径传播干扰。信道脉冲响应 (CIR, channel impulse response) 提供了信号接收的延迟特性,通过阈值处理 CIR 下的 CSI 数据,再使用短时傅里叶变换 (STFT, short-time fourier transform) 转换回信道频率响应 (CFR, channel frequency response) 便可得到消除远端多径的 CSI 数据<sup>[35]</sup>。消除远端多径让研究人员更多地关注有效范围内的人体活动。

### 4) 天线对融合和子载波选择

Wi-Fi 设备在接收无线信号时使用的是多输入多输出 (MIMO, multiple-input multiple-output) 技术,但每对天线对的 CSI 数据对特定环境的敏感度不同,多采用多天线融合方法投票决策<sup>[31]</sup>。同时,

CSI 数据提供了较多的子载波进行通信 (Intel 5300 NIC 的 30 个子载波, Atheros 系列的 114 个子载波),然而子载波中也存在不敏感数据,容易覆盖人体活动特征,常常使用协方差计算<sup>[36]</sup>、动态时间归整 (DTW, dynamic time warping)<sup>[37]</sup>等方法去除不敏感数据,增强信号与人体活动的相关性。

通过对 CSI 原始数据进行数据处理,可以去除不同噪声对人体活动识别的干扰,获得有效的 CSI 数据,便于后续的信号分段和特征提取。

## 2.3 片段分割

在实验数据采集的过程中,研究人员需要将感知的活动与含有用户信息的 CSI 有效数据匹配。因此,需要对连续信号分段获取有效的 CSI 片段。常见信号分段方法见表 1。由于外部环境、信号功率等变化,CSI 时间维度特征的性能会有所下降,而相邻子载波之间的相关性不会发生变化<sup>[20]</sup>,因此可以通过主成分特征向量的一阶差分检测实现非视距下的有效片段分割。

### 1) 方差和短时能量检测

当无线感知空间为无人活动或静态环境时,CSI 波形变化较为平稳;当感知空间中有人出现时,CSI 波形发生明显波动。方差能够体现数据波动的程度。短时能量为数据的平方,一定程度表示数据的波动。将方差或者短时能量序列最大值作为中点,设定阈值判断是否有人存在,选取合适的时间区间 (TI, temporal interval),便能够获取活动有效片段。

### 2) 一阶差分检测

一阶差分可以反映相邻数据之间的相关性,CSI 主成分的特征向量在动态环境中相关性较强,可以通过计算 CSI 主成分的特征向量一阶差分或者一阶差分与其他分段方法的结合实现数据分段。基于主成分特征向量的一阶差分如式(1)所示。

$$D\{\mathbf{eig}_i\} = \sum_{l=1}^N |\mathbf{eig}_i(l) - \mathbf{eig}_i(l-1)| \quad (1)$$

表1 常见信号分段方法

信号分段方法	分段长度	复杂程度	灵敏度	适合场景
方差检测 <sup>[38-40]</sup>	相同	简单	中(适合波形变化明显的数据)	视距
短时能量检测 <sup>[26,33]</sup>	相同	简单	中(适合波形变化明显的数据)	视距
一阶差分检测 <sup>[31]</sup>	相同	复杂	强	视距/非视距
平均绝对值偏差检测 <sup>[32,41]</sup>	不同	复杂	强	视距
CWT 检测 <sup>[42-43]</sup>	不同	复杂	强	视距

其中,  $l$  是 CSI 时间序列的长度,  $N$  是子载波数,  $|\text{eig}_i(l) - \text{eig}_i(l-1)|$  是第  $i$  特征向量的相邻子载波的系数差。此方法可以通过设定阈值获取满足条件的 CSI 数据。

3) 平均绝对值偏差检测

从文献[32]可知, CSI 波形在时间上具有典型的变化率递增和递减趋势, 通过计算 CSI 波形的平均绝对值偏差 (MAD, mean absolute deviation) 便可以获取活动的开始点和结束点进而截取有效片段。MAD 方法的计算公式由式(2)、式(3)所示。

$$\text{MAD}_{\text{before}}^j = \frac{\sum_{i=j}^{j+w} |Y(i) - \bar{Y}(j-w:j)|}{w} \quad (2)$$

$$\text{MAD}_{\text{after}}^j = \frac{\sum_{i=j}^{j+w} |Y(i) - \bar{Y}(j:j+w)|}{w} \quad (3)$$

其中,  $w$  是窗口长度,  $Y(i)$  是第  $i$  时刻的 CSI 序列,  $\bar{Y}(j-w:j)$  是第  $j-w$  时刻到  $j$  时刻的 CSI 序列的平均值。提前设置合适的阈值  $T1$  和  $T2$ , 其中  $T1 > T2$ , 将 MAD 与  $T1$  和  $T2$  进行大小比较, 得到波形的起止点。

4) CWT 检测。Wi-Fi 设备收集到的人体活动数据的运动周期不如穿戴设备<sup>[44]</sup>直接进行周期分段较为困难。连续小波变换 (CWT, continuous wavelet transform) 与小波方差相结合的方法可以获取到多个尺度下的小波周期。基于 CWT 和小波方差的 CSI 数据周期计算如式(4)所示。

$$\text{var}(a) = \int_{-\infty}^{+\infty} |W_f(a, b)|^2 db \quad (4)$$

其中,  $|W_f(a, b)|^2$  是  $b$  时刻,  $a$  尺度下的小波系数的幂。

人体行走的 CSI 幅值如图 2 所示, 对 CSI 数据进行连续小波变换, 得到多个尺度下的小波系数, 使用式(4)得到不同尺度下的小波方差, 如图 3 所示, 其中存在一个最佳尺度, 记为  $a$ 。通过计算 CSI 数据最佳尺度  $a$  下的小波系数可以明显看出 CSI 数据的周期性, 人体行走的小波系数如图 4 所示。根据预设阈

值, 对满足阈值要求的 CSI 数据进行周期性分割。

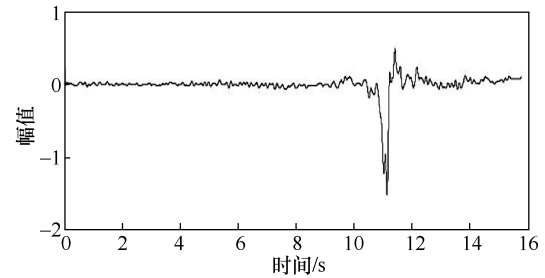


图2 人体行走的 CSI 幅值

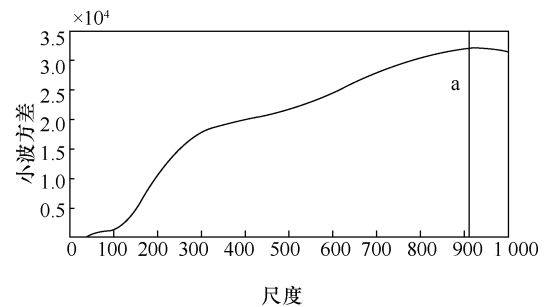


图3 不同尺度下的小波方差

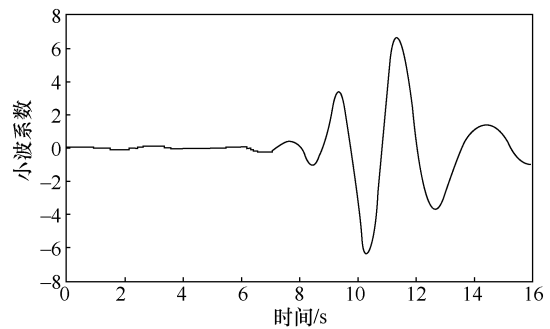


图4 人体行走的小波系数

从表 1 可以看出, 上述 5 种常见的信号分段方法各有优势, 可以通过对采集数据的活动类型和自身需求选择合适的算法, 还可以结合不同方法做二次判决, 从而实现理想的信号分段。

2.4 特征提取

有效活动片段提取后的 CSI 数据庞大, 如果直接进行特征提取, 不仅计算量大, 也会影响识别的

准确率。在基于 Wi-Fi 信号的身份识别中，根据特征的获取方式，将特征分为自建特征、神经网络特征和组合特征，基于 Wi-Fi 信号的身份识别特征分类如图 5 所示。

### 2.4.1 自建特征

自建特征经过分析原始数据特点，并结合经验性的观察来获取。它主要有统计特征、波形特征、时频图、人体无线电生物特征等。

1) 统计特征。统计特征是对原始数据波形在时域与频域分析计算的统计结果。时域特征表示数据波形的形式，直接从原始波形中提取；频域特征代表数据能量的分布信息，需要对数据进行傅里叶变换得到。常见的时频域特征有最大值、最小值、平均值、频率峰值、信号能量和频谱概率等。统计特征在 Wi-Fi 识别研究中最常见，通过计算特征的信息增益，对统计特征进行选择 and 降维，得到更加有代表性的特征和较低的计算量。

2) 波形特征。波形特征是通过原始波形进行特定算法转换得到，它包含着人体活动在时频域的特点，能够显著降低特征维度，具有较强的身份信息代表性。用于 Wi-Fi 信号身份识别的波形特征主要有小波近似系数、shaplet、固有模态函数 (IMF, intrinsic mode function) 等。其中，小波近似系数通过小波变换得到，体现了数据的局部特征；Shapelet 的可解释性以及抗噪能力较强，但获取方式复杂，需要预先设定 CSI 波形的最大长度和最小长度，将其所有长度作为 CSI 序列分类运算，并选取较优结果所对应的特征。波形特征的特征维度高，获取方

式较统计特征复杂，但能够直观体现波形特点，具有较强的可解释性。

3) 时频图。时频图通过对 CSI 数据进行 STFT 变换得到。基于 CSI-Speed 模型<sup>[33]</sup>研究，WiID<sup>[48]</sup>提取时频图中的频率时间序列，利用  $c=f \times \lambda / 2$  计算出相对应的速度时间子序列作为特征实现身份识别，其中  $c$  是人体活动速度， $f$  是 Wi-Fi 信号的频率， $\lambda$  是信号的波长。另外，由于时频图具有清晰的颜色、纹理等，也可以提取无线图像特征进行身份鉴定<sup>[49]</sup>。时频图不仅可以使使用动态模型对数据进行分析，还可以提取图像信息，与计算机视觉相结合，提供新的信号分析途径。

4) 人体无线电生物特征。无线信号在人体周围的传播高度依赖于其生理特征、含水量和其他生物组织等，因此不同人体造成无线信号的衰减和改变不同。人体无线电生物特征记录了电磁波与人体之间的相互作用，并且能够被映射到时间反演 (TR, time-reversal) 空间。Xu 等<sup>[50]</sup>利用此技术实现了 12 个人的身份识别，识别率达到了 98.78%，但是获取方式较难，在 Wi-Fi 感知领域研究较少。

### 2.4.2 神经网络特征

神经网络通过仿照人类的神经元，设置合适的网络深度，可自动实现 CSI 数据的逐层特征提取。随着现在大数据时代的到来，神经网络研究愈发成熟，使得算法程序获取途径简单、识别准确率高，在 Wi-Fi 感知领域逐渐受到了研究者的关注。2018 年，NeuralWave<sup>[34]</sup>首次利用深度学习进行了特征提取和分类研究，从而实现基于 Wi-Fi 信号的身份识别。

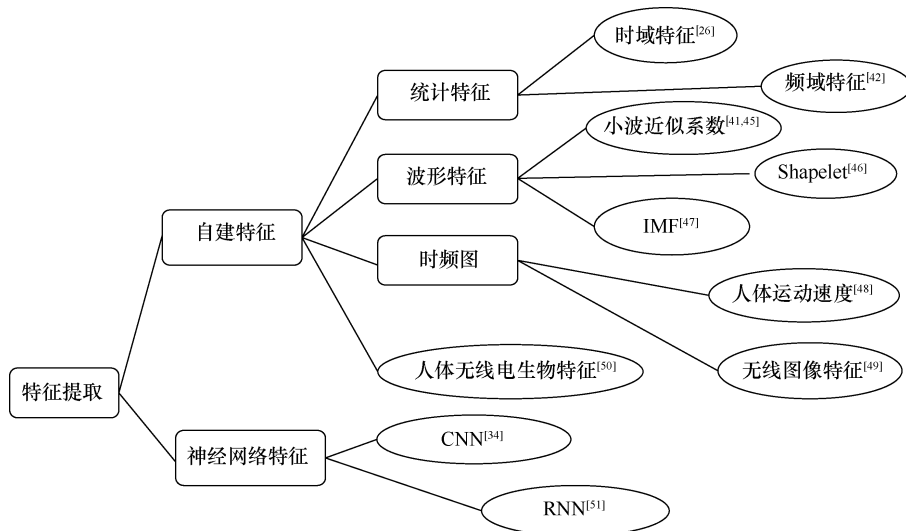


图 5 基于 Wi-Fi 信号的身份识别特征分类

CSIID<sup>[51]</sup>使用卷积层和长短期记忆人工神经网络(LSTM, long-short term memory)层直接对原始 CSI 数据分段并提取各段特征,利用 SoftMax 分类器实现了 2~6 个人的身份识别,识别率为 97.4%~94.8%。

### 2.4.3 组合特征

组合特征是基于不同特征在 Wi-Fi 身份识别中的优势,根据人体活动特点和实际需求,将特征组合或再训练,实现低计算量、高准确率的感知识别。CP-ID<sup>[37]</sup>将统计特征与小波系数相结合,并使用 Relief F 算法对特征选择,保留具有正权值的特征,实现了 5 个人的身份识别,当人数从 2 增加到 5 时,识别率由 84%变为 65%。

自建特征需要人类对 CSI 数据进行细致的观察和分析,特征的可解释性强,但需要手动提取。神经网络则可以直接对 CSI 数据提取深层次特征,获取方式简单快捷,是未来发展的重要方向。将自建特征与神经网络特征相组合,可以发挥两者的优势,对于特殊场景使用自建特征得到场景相对应的有效特征,再使用神经网络得到活动的深层次特征,往往可以得到较高的识别效果。

## 3 Wi-Fi 身份识别依据及方法

人体生理和活动特征的独一无二性是实现身份识别的依据,并且基于人体活动的研究较多。基于 Wi-Fi 信号的身份识别工作方法汇总见表 2,主要包括行走和日常活动两大方面。

### 3.1 基于行走的身份识别

行走是人们日常生活中普遍存在的,也是必要的一种活动。基于 Wi-Fi 信号的身份识别分类方法文献统计如图 6 所示,基于步态的研究最多,这是由于与其他活动相比,行走所包含的人体身份特征较多,且对无线信号的影响最为明显<sup>[26]</sup>。

WiFi-ID<sup>[26]</sup>研究了行走活动,从原始 CSI 数据中截取 20~80 Hz 频段数据,使用短时能量对采集到的行走数据进行有效片段分割并提取时频域特征,最后使用基于稀疏近似的分类算法实现 2~6 个人的身份识别,识别率为 93%~77%。

Hong 等<sup>[39]</sup>针对 DTW 算法复杂度的问题,对原有算法进行改进,提取了 CSI 数据的子载波幅值频率特征,使用支持向量机(SVM, support vector machine)分类器实现 6~9 人 93.1%~91.9%的识别率。Xin 等<sup>[32]</sup>使用 MAD 获取 CSI 活动数据的开始

点和结束点,得到行走数据。由于日常生活中人体行走速度会时常发生变化,使用 DWT 提取了小波系数作为波形特征,最后将 DTW 算法与 KNN 分类器相结合实现身份识别。2018 年,在文献[41]中改进了入侵检测算法。

CSIID<sup>[51]</sup>简化了数据预处理和有效片段提取过程,采用滑动窗口对 CSI 数据分段,将各段 CSI 数据输入神经网络,结合卷积层和 LSTM 层对各段输入值进行特征提取并产生最终结果,实现了 2~6 人的身份识别,识别率为 97.4%~94.8%。Korany 等<sup>[52]</sup>从真实的 CSI 信息和基于视频的模拟信号中分别提取行走特征,并计算它们之间的距离,通过简单的神经网络分类算法得到相似性,实现了穿墙情况下 8 个人的身份跟踪识别,识别率为 98%。Zhang 等<sup>[49]</sup>通过分析人体行走方向对接收端信号的影响,提出了独立于方向的身份识别系统。

不同于以上对行走数据进行整体分析,WiFiU<sup>[38]</sup>提取了具体的步态特征,将 CSI 时域波形转化为时频域的频谱图并提取步态周期、步长等特征进行身份识别,使用 SVM 可以实现 50 个人情况下的识别率, top1 为 79.28%, top2 为 89.52%, top3 为 93.05%。

WiWho<sup>[35]</sup>利用能量检测获取行走数据,利用 MAD 检测获取周期数据,从行走和步态两个方面对波形分析,并分别提取有效特征,使用决策树(DT, decision tree)分类。Wii<sup>[42]</sup>结合 CWT 和小波方差发现波形的周期性,分别提取行走和步态数据的时频域特征,使用 SVM 实现身份识别。Chen 等<sup>[40]</sup>将 Wi-Fi 感知与声学感知相结合,弥补 Wi-Fi 感知对位置改变敏感的缺陷。在实验中对 Wi-Fi 信号和声波信号的特征进行置信度估计实现特征自适应融合,利用 SVM 辨别人的身份。当人数为 2~6 人时,识别率为 92%~82%。AutoID<sup>[46]</sup>使用峰谷检测对行走数据进行周期划分,提取 shapelet 实现对身份的分类,当人数为 20 时,识别率达到了 91%。

无论是对整个行走数据进行分析,还是将行走数据与步态数据进行组合分析都可以实现身份识别。相比于行走数据,将行走数据与步态数据组合会得到更加丰富的特征,但是步态数据的获取方式较为复杂,且两种数据的组合一定程度增加了特征维度,不利于特征的获取与模型的训练,因此需要根据实际应用选择。

**表 2** 基于 Wi-Fi 信号的身份识别工作方法汇总

文章	活动	期刊或会议	数据处理	信号分段	特征提取	分类识别	识别性能
WiFi-ID <sup>[26]</sup>	行走	DCOSS'16	带通滤波、DWT	短时能量	统计特征	基于稀疏近似的分类	2~6 人, 93%~77%
Freesense <sup>[32]</sup>	行走	Globecom'16	低通滤波、PCA、DWT	MAD	小波近似系数	DTW&KNN	2~6 人, 94.5%~88.9%
WFID <sup>[39]</sup>	行走	MobiQuitous'16	PCA	方差	子载波振幅频率	SVM	6~9 人, 93.1%~91.9%
Nipu <sup>[33]</sup>	行走	ICIEV&icIVPR'18	巴特沃斯低通滤波	短时能量	统计特征	随机森林、DT	5 人, 78~97.5%, 84%~95%
NeuralWave <sup>[34]</sup>	行走	IECON'18	小波变换去噪、PCA	—	神经网络特征	ConvNet	24 人, 87.76%±2.14%
Freesense <sup>[41]</sup>	行走	J AMB INTEL HUM COMP'18	低通滤波、PCA、DWT	MAD	小波近似系数	DTW&KNN	2~6 人, 94.5%~88.9%
CSIID <sup>[51]</sup>	行走	ICCSE'19	—	—	神经网络特征	CNN&LSTM	2~6 人, 97.4%~94.8%
XModal~ID <sup>[52]</sup>	行走 视频	MobiCom'19	STFT 隐藏点消除、STFT	平均速度	频率分布、躯干的平均速度、躯干速度梯度的直方图等	神经网络	8 人, top1 75%, top2 90%, top3 97%
WiDIGR <sup>[49]</sup>	行走	IoT~J'20	PCA、带通滤波、STFT、Gabor 滤波器	功率谱密度	无线图像特征、行走速度、步长等	SVM	3~6 人, 78.28%~92.83%
WiFiU <sup>[38]</sup>	步态	UbiComp'16	PCA、STFT	方差	行走速度、步长、步态周期等	SVM	50 人, top1 79.28%, top2 89.52%, top3 93.05%
WiWho <sup>[35]</sup>	步态	IPSN'16	远端多径消除、带通滤波	峰谷检测、短时能量	统计特征、速度特征	DTW	2~6 人, 92%~80%
Wii <sup>[42]</sup>	步态	Sensors'17	PCA、低通滤波	CWT 与小波方差	统计特征	SVM	2~8 人, 98.7%~90.9%
chen <sup>[40]</sup>	步态 声波	UbiComp'17	远端多径消除、低通滤波 谱减法	短时能量、声波数据 方差	统计特征、行走和周期数据的形状等 步态周期、持续时间、周期数据的形状	SVM	2~6 人, 92%~82%
AutoID <sup>[46]</sup>	步态	AAAI'18	DWT	峰谷检测	Shapelets	C <sup>3</sup> SL&AGGM	20 人, 91%
Nkabiti <sup>[43]</sup>	步态	WOCC'19	切比雪夫滤波器	CWT 与小波方差	运动时间、统计特征	LSTM	7 人, 宿舍 95.5% 走廊 96.3%
Xu <sup>[50]</sup>	站立	IEEE T INF FORN SEC'17	背景环境减法、TR	—	人体无线电生物特征	时空共振强度	11 人, 98.78%
WiPIN <sup>[53]</sup>	静止	GLOBECOM'19	巴特沃斯滤波、远端多径消除	—	CSI 序列平均值, 统计特征	SVM	30 人, 92%
Liu <sup>[54]</sup>	呼吸	MobiCom'18	基于 EMD 的滤波、子载波选择、FWPT	—	呼吸周期、持续时间等	KNN	20 人, 93%以上
CP-ID <sup>[37]</sup>	静止	PERVASIVE MOB COMPUT'19	远端多径消除、CWT、子载波选择、PCA	—	统计特征、小波近似系数	SVM	2~5 人, 84%~65%
BioID <sup>[45]</sup>	唇语	UIC'18	巴特沃斯低通滤波、PCA、DWT	短时能量、MAD	小波近似系数	KNN、DT	5 人, 90%
WiID <sup>[48]</sup>	手势	ACM'18	PCA、短时傅里叶变换	—	速度时间子序列	支持向量分布估计	5 人, 7 种手势, 90%以上
FingerPass <sup>[55]</sup>	手势	MobiHoc'19	远端多径消除、巴特沃斯滤波、子载波选择	振幅微分	神经网络	LSTM SVDD	8 种手势, 88.7%; 7 人, 92.6%
Wang <sup>[47]</sup>	行走 呼吸	IEEE T VEH TECHNOL'18	均值滤波器、PCA、EMD	—	IMF 的时频域特征	SoftMax	10 人, 呼吸 97.5%, 行走 90.4%
Shi <sup>[36]</sup>	日常活动	MobiHoc'17	巴特沃斯带通滤波、子载波选择	方差的短时能量	统计特征	DNN	5 人, 91%; 8 种原位活动 97.6%; 11 人, 94%; 8 种路线行走活动, 98.3%
*WiID <sup>[56]</sup>	日常活动	UbiComp'17	低通滤波器、PCA、DWT	方差的均值个数	小波近似系数、方向、距离特征、时间区间分布等	HMM&SVM	10 人, 五种日常活动, 4 种方向活动, 90%以上
WiAU <sup>[57]</sup>	日常活动	SECON'18	巴特沃斯低通滤波、子载波选择	标准差	神经网络	CNN& ResNet	12 人 身份(行走) 98%, 16 种活动 90%

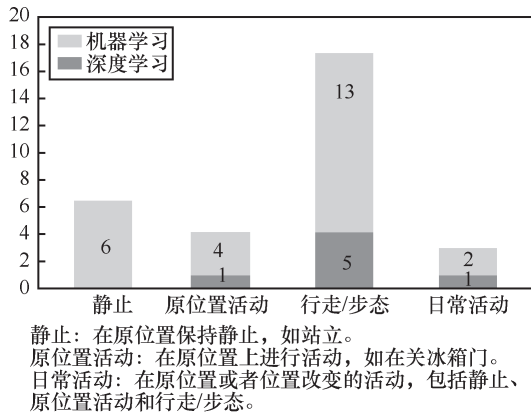


图6 基于Wi-Fi信号的身份识别分类方法文献统计

### 3.2 基于日常活动的身份识别

与行走这种幅度较大的活动不同，当使用Wi-Fi信号对日常活动进行检测时，CSI数据的波动相对较小，仅利用振幅信息不利于不同用户之间独特细粒度特征的获取。因此需考虑相位信息描述人体身份之间的细微差异或寻找新的预处理和特征提取方法实现身份识别。

WiPIN<sup>[53]</sup>通过分析静止情况下人的体型、体脂肪率和身体肌肉等生理特征对无线信号传播造成的多径效应，使用远端多径消除减少其他路径对CSI数据的影响，进而提取统计特征，使用SVM分类器实现了30个人的身份识别，识别率为92%。Xu等<sup>[50]</sup>引入人体无线电生物测量学的概念，使用TR技术提取无线电生物特征实现穿墙情况下，不同位置的11个人的身份识别，识别率为98.78%。

Shah等<sup>[37]</sup>采集人体的呼吸和心跳数据，对数据的相位信息提取统计特征和小波系数特征，利用SVM分类器鉴别人员身份。Liu等<sup>[54]</sup>使用经验模态分解（EMD, empirical mode decomposition）的自适应滤波器过滤呼吸数据的噪声成分，进而捕捉呼吸引起的微小活动，通过模糊小波包变换（FWPT, fuzzy wavelet packet transform）与波形分析技术提取呼吸周期、持续时间等特征，利用KNN分类器实现了20个人的身份识别，识别率在93%以上。

BioID<sup>[45]</sup>分析了唇语对CSI的独特影响，使用短时能量和MAD的双阈值方法截取有效活动片段，提取DWT得到近似系数作为特征，利用KNN和DT两种分类器实现身份识别。WiID<sup>[48]</sup>利用振幅频率得到速度时间子序列，进而实现手势活动的身份识别。FingerPass<sup>[55]</sup>提取了手势活动

的振幅和相位信息进行CSI数据分析，并使用DNN模型实现了模型，实现了8种手势的活动识别，识别率为88.7%，5个人的身份识别，识别率为91.4%。

Shi等<sup>[36]</sup>设计了3层DNN模型，从振幅和相位角度分析CSI数据，实现了原位置活动和行走活动下的身份识别。\*WiID<sup>[56]</sup>提取人类活动的显式和隐式特征来描述用户身份和活动之间的关系。WiAU<sup>[57]</sup>使用了CNN和ResNet提取深层次特征，并设置专用损失函数对活动人员进行多种活动下的身份识别。

在无线身份识别中，大部分工作都是提取人体行走活动的数据实现识别，通常会用户对用户的活动进行限制，例如必须沿着预先设定路径行走若干米，并且尽量保持正常速度。然而这些都需要用户的高度协作，时间开销较大，使用场景受限。步态以外的活动也可以实现无线身份识别，例如心跳、手势、日常活动等，从而在一定程度上突破活动限制。

基于Wi-Fi信号的活动识别研究为身份识别提供了技术支撑，使得身份识别可以依据不同活动得以实现。通过分析不同活动对Wi-Fi信号的影响，实现活动依据的有效拓展，不仅解决了数据收集过程中对用户的限制，也为多属性身份识别提供了支撑，应用功能更加广泛。

## 4 Wi-Fi身份识别的功能演进

随着Wi-Fi身份识别技术的应用与推广，身份识别的含义也得到了拓展。目前已实现的识别功能有多属性身份识别和合法性认证。

### 4.1 多属性身份识别

Wi-Fi身份识别作为一种被动式、非接触式的感知技术，丰富了身份识别技术的感知方式，是物联网识别技术的有效补充。WiFi-ID<sup>[26]</sup>验证了使用CSI行走数据可以实现单一属性的身份识别，开启了利用CSI信息进行身份识别的开端。

随着身份识别技术的发展，人们对个体身份信息多元化的要求更加迫切。现有的计算机视觉通过分析人体生理和活动特征便可以识别出身份<sup>[58]</sup>、活动<sup>[59]</sup>、表情<sup>[60]</sup>等信息，识别种类较为丰富。因此，在Wi-Fi感知中，多元化、多属性的身份识别研究也十分必要。目前，Wi-Fi身份识别已能够同时识别人体身份和活动信息。基于活动的多属性身份

别工作汇总见表 3。

通过表 3 可知，FingerPass 实现了基于手指活动的多属性识别，WiID 利用手臂的移动实现了多属性识别，\*WiID、WiAU 和 Shi 等通过采集日常活动数据实现了多属性识别。多属性识别通常存在一个关键问题，即不同属性的粒度不同，因此根据实际需求灵活构建识别模型。多属性识别的技术流程如图 7 所示。通常将不同粒度的属性进行识别，例如基于粗粒度特征实现活动识别，并基于细粒度特征实现身份识别，见图 7(a)。或者将相似粒度的属性单独识别之后，再继续进行识别，例如先识别同种粒度的原位活动和位移活动，再分别基于不同活动进行身份识别，见图 7(b)。另外，对个人的多属性识别不仅可以识别身份、活动，还有一些其他属性，例如情感识别。人的情感可以通过心跳<sup>[61]</sup>来体现，进而在识别人的身份和活动的同时，识别出不同情绪。

#### 4.2 合法性认证

判断人员身份的合法性是 Wi-Fi 身份识别的主要功能之一，可以在不侵犯隐私的情况下实现权限

的认证，有着重要的应用需求。合法性认证也可辅助于身份识别，并在一定程度上指导身份识别。基于活动的合法性认证工作汇总见表 4。

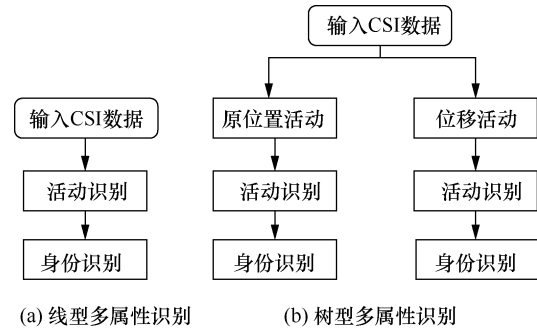


图 7 多属性识别技术流程

Shi 等<sup>[36]</sup>在身份识别之前进行了合法性验证，设计具有高斯核的 SVM 算法为每个合法用户构造一个 SVM 模型，比较每个测试样本与合法用户之间的距离，将相似度低于阈值的样本视为非法用户。Lv 等<sup>[42]</sup>提出 Wii 系统，实验通过对训练数据分别构建合法人员和虚拟非法人员的高斯模型，实现合法人员和非法人员检测。然后将实验结果中的合

表 3 基于活动的多属性识别工作汇总

文章	活动	具体活动	活动识别率	身份识别率
FingerPass <sup>[55]</sup>	手势	手指：向左直线滑动、向右直线滑动、向上直线滑动、向下直线滑动、向左弧度滑动、向右弧度滑动、向中心靠拢、向外方法	5, 8, 88.7%	5, 91.4%
WiID <sup>[48]</sup>	手势	手臂：推拉、转动、挥手、甩动、开关门、抬手和放下、手臂往前伸，移动到两侧	5, 7, 90%以上	5, 90% 以上
*WiID <sup>[56]</sup>	日常活动	活动：推手、挥手、摆臂、跳跃、行走 方向：推手、缩手、向前走，向后走	10, 5, 90%以上 10, 4, 90%	10, 90% 以上
Shi <sup>[36]</sup>	日常活动	位置：工作（打字）、开灯、开柜子、拿文件、桌子前吃东西、开微波炉、开冰箱、开门 路线：门口到座位、座位到门口、座位到灯、灯到座位、座位到柜子、柜子到座位、门口到厨房、厨房到门口	5, 8, 97.6% 11, 8, 98.3%	5, 91% 11, 94%
WiAU <sup>[57]</sup>	日常活动	活动：单手挥舞、高臂挥舞、两手投掷、高抛、画 X 形、抽签、扔纸、向前踢、向侧边踢、弯腰、鼓掌、行走、打电话、喝水、坐下、向下蹲	12, 16, 90%	12（行走活动），98%

注：其中活动识别率的表示为（识别人数、活动种类、识别率），身份识别率的表示为（识别人数、识别率）。

表 4 基于活动的合法性认证工作汇总

文章	作用	志愿者	非法人员数量	识别率
Shi <sup>[36]</sup>	指导身份识别	11	8	TRR/TAR 89.7%
Wii <sup>[42]</sup>	指导身份识别	8	1~5	TRR 90%~80%
WiFiU <sup>[38]</sup>	修正身份识别	50	42	FRR 8.05%, FAR 9.54%
WIPIN <sup>[53]</sup>	修正身份识别	30	1~28	0.5×TA+0.5×TR 94%~87%

注：TA：系统将合法人员判定为接收的事件；TR：系统将非法人员判定为拒绝的事件；TAR：系统将合法人员判定为接收的概率；FRR：系统将合法人员判定为拒绝的概率。

法人员输入到下一步的身份识别中进行鉴定, 指导身份识别研究。

合法性认证也可在身份识别之后, 对识别结果进行二次校验。WiFiU<sup>[38]</sup>将训练数据分为基准人员和目标人员, 利用 SVM 分类器计算出待检测人员属于目标人员的概率, 将概率值高于阈值的样本视为合法人员。WIPIN<sup>[53]</sup>利用 SVM 为每个用户训练一个分类器, 所有分类器都在一个样本上产生预测得分, 将得分高于阈值的样本视为合法人员, 实现陌生人检测。

在 Wi-Fi 身份识别研究中, 合法性验证作为身份识别的关键技术, 可以独立应用于日常人员鉴定的场景。但是专门的合法性验证研究较少, 通常在身份识别研究中用于排除陌生人的干扰, 同时系统在身份识别的基础上实现陌生人检测需要额外的算法支持, 从而达到理想的识别精度。

陌生人检测应用一方面可以在身份识别之前先进行合法性验证, 如文献[38,42]。通过检测陌生人, 提前对待检测人员筛查, 只有通过合法性认证的人员才能进行下一步的身份识别, 对特定场景下人员身份识别起到了积极作用。但是如果合法性验证识别率较低, 则会对身份识别起到反作用。另一方面, 合法性验证可以作为身份识别的补充性验证, 如文献[36,53], 在身份识别之后进行合法性的二次校验。当发现用户为非法用户时, 说明身份识别的结果并不可靠, 可对其进行修正。

## 5 未来发展方向

基于 Wi-Fi 信号的身份识别技术取得了一定的研究成果, 但仍处于初级阶段。基于 Wi-Fi 信号传播的自身特点和当前研究基础, 本文提出以下未来 Wi-Fi 身份识别可能的研究方向。

### (1) 深层次特征提取

用于 Wi-Fi 身份识别的传统特征多为经验值, 如统计特征、小波系数等, 具有较强的针对性。但是接收端信号对于背景环境变化、人体所处的位置和运动轨迹都较为敏感, 当这些因素发生细微变化时, 传统特征无法实现有效表达, 因此需要提取对环境干扰敏感度低的特征, 其中较为方便的特征提取方式是基于深度学习的特征提取, 自动学习具有鲁棒性的身份特征。

### (2) 日常活动分析

行走数据的采集存在一定的限制条件, 可实施的应用场景有限。其他日常活动为身份识别的研究提供了新的可能和途径, 进一步丰富了身份识别的内涵, 也为实现多属性身份识别提供了支撑。然而对比行走, 其他活动对 Wi-Fi 信号的影响相对较弱, 未来研究应当注重基于日常活动的身份特征的挖掘, 从而实现理想的识别效果。

### (3) 识别模型构建

现有的 Wi-Fi 身份识别研究可以同时实现活动和身份的多属性识别, 但不同活动和身份的识别粒度不同, 因此需要不同层次的特征进行有效表达。依据不同活动类型对特征进行合理的分析和提取是实现不同粒度识别的关键。未来研究应该注重识别模型的灵活构建, 从而满足多属性识别需求。

### (4) 多种技术融合

基于 Wi-Fi 信号的身份识别技术具有可穿墙、非接触性等优点, 可以实现非视距、被动式感知, 但是应用场景限制较多, 无法完全满足特定的应用需求。通过与其他身份识别技术相结合, 可以在一定程度弥补相关技术在识别率、普适性等方面的不足。未来研究应当注重不同应用场景下技术协同的需求, 以及特征融合层面的置信度估计的方法和策略。

## 6 结束语

基于 Wi-Fi 信号的身份识别技术是未来物联网感知的重要方向之一, 具有广阔的应用前景。2016 年首次实现基于步态的 Wi-Fi 身份识别, 并逐渐发展了多种活动下的多属性身份识别。与主动式识别相比, Wi-Fi 识别可以实现被动式的感知, 具有良好的用户体验; 与被动式识别相比, Wi-Fi 识别具有非视距、不侵犯隐私等方面优势。本文针对已有的 Wi-Fi 身份识别研究进行了详细的分析和探讨。文章基于活动识别的实现介绍了 Wi-Fi 身份识别原理, 并对信号预处理流程进行了总结, 然后分析了 Wi-Fi 身份识别的实现方法和拓展功能, 最后提出了深层次特征提取、日常活动分析、识别模型构建、多种技术融合等未来发展方向, 为 Wi-Fi 身份识别技术研究提供了指导。

### 参考文献:

- [1] 翟黎. RFID 快速隐私保护认证协议[J]. 软件学报, 2015, 26(12):

- 3215-3222.  
ZHAI L. Fast privacy preserving RFID authentication protocol[J]. *Journal of Software*, 2015, 26(12): 3215-3222.
- [2] NGUYEN D L, CAO K, JAIN A K, et al. Robust Minutiae Extractor: Integrating Deep Networks and Fingerprint Domain Knowledge[C]//International Conference on Biometrics (ICB). Piscataway: IEEE Press, 2018: 9-16.
- [3] 黄伟庆, 杨召阳, 魏冬, 等. 基于信息增益的无线通信信号指纹构建及识别机制研究[J]. *信息安全学报*, 2020, 5(06):11-26.  
HUANG W Q, YANG Z Y, DAI D, et al. Fingerprint construction and identity recognition of wireless signal based on information gain[J]. *Journal of Cyber Security*, 2020, 5(06):11-26.
- [4] 明安龙, 马华东, 傅慧源. 多摄像机监控中基于贝叶斯因果网的人物角色识别[J]. *计算机学报*, 2010(12): 170-178.  
MING A L, MA H D, FU Y H. Bayes causal network based method for role identification in multi-camera surveillance[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2010(12): 170-178.
- [5] 张力新, 李佳佳, 杨轶星, 等. 基于热释电红外信息的人体身份识别研究[J]. *仪器仪表学报*, 2014.  
ZHANG L X, LI J J, YANG Y X, et al. Research on human identity recognition based on pyroelectric infrared information[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014(35):1571-1577.
- [6] 吴绍华, 张钦宇, 张乃通. UWB无线传感器网络中基于匹配滤波检测的 TOA 估计[J]. *软件学报*, 2009, 20(11): 3010-3022.  
WU S H, ZHANG X Y, ZHANG N T. TOA estimation based on match-filtering detection for UWB wireless sensor networks[J]. *Journal of Software*, 2009, 20(11): 3010-3022.
- [7] 何杰, 吴雅南, 段世红, 等. 人体对 UWB 测距误差影响模型[J]. *通信学报*, 2017, 38(Z1): 58-66.  
HE J, WU Y N, DUAN S H, et al. Model of human body influence on UWB ranging error[J]. *Journal of Communications*, 2017, 38(Z1): 58-66.
- [8] 付琨, 匡纲要, 郁文贤. 一种合成孔径雷达图像阴影和目标检测的方法[J]. *软件学报*, 2002, 13(4):818-826.  
FU K, KUANG G Y, YU W X. A new method of the shadow and target detection of synthetic aperture radar images[J]. *Journal of Software*, 2002, 13(4):818-826.
- [9] POSTOLACHE O, GIRAO P S, POSTOLACHE G, et al. Cardio-respiratory and daily activity monitor based on FMCW Doppler radar embedded in a wheelchair[C]//Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Boston: IEEE Press, 2011: 1917-1920.
- [10] SHAO W, SALIM F D, NGUYEN T, et al. Who opened the room? device-free person identification using bluetooth signals in door access[C]//Green Computing And Communications. Piscataway: IEEE Press, 2017: 68-75.
- [11] SHAO W, NGUYEN T, QIN K, et al. BLEDoorGuard: a device-free person identification framework using bluetooth signals for door access[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(6): 5227-5239.
- [12] 马礼, 王珊婷, 马东超, 等. 基于稀疏表示的 CSI 室内定位方法[J]. *软件学报*, 2016, 27: 21-27.  
MA L, WANG S T, MA D C, et al. Sparse representation based CSI indoor localization method[J]. *Journal of Software*, 2016, 27: 21-27.
- [13] 丁亚三, 郭斌, 辛通, 等. WiCount: 一种基于 WiFi-CSI 的人数识别方法[J]. *计算机科学*, 2019, 46(11): 297-303.d
- DING Y S, GUO B, XIN T, et al. WiCount: a crowd counting method based on Wi-Fi channel state information[J]. *Computer Science*, 2019, 46(11): 297-303.
- [14] 党小超, 司雄, 郝占军, 等. 复杂室内环境下基于 CSI 的定位方法[J]. *物联网学报*, 2018, 2(4): 68-77.  
DANG X C, SI X, HAO Z J, et al. Indoor localization method based on CSI in complex environment[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2018, 2(4): 68-77.
- [15] BAH L P, PADMANABHAN V N, VENKATA N. PADMANABHAN. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system[C]//International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2000: 775-784.
- [16] 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*, 2013, 12(7):1321-1334.
- [17] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. Predictable 802.11 packet delivery from wireless channel measurements[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(4): 159-170.
- [18] XIAO J, WU K S, YI Y W, et al. FIMD: Fine-grained Device-free Motion Detection[C]//International Conference on Parallel and Distributed Systems. Piscataway: IEEE Press, 2012: 229-235.
- [19] ZHOU Z M, YANG Z, WU C S, et al. Towards omnidirectional passive human detection[C]//International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2013: 3057-3065.
- [20] ZHU H, XIAO F, SUN L J, et al. R-TTWD: robust device-free through-the-wall detection of moving human with Wi-Fi[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(5): 1090-1103.
- [21] WEN F H, WU K S, ZOU Y P, et al. WiG: Wi-Fi-based gesture recognition system[C]//Proceedings of the 24th International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-7.
- [22] TAN S, YANG J. WiFinger: leveraging commodity WiFi for fine-grained finger gesture recognition[C]//Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM, 2016: 201-210.
- [23] YANG J F, ZUO H, ZHOU Y X, et al. Learning gestures from Wi-Fi: a siamese recurrent convolutional architecture[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(6): 10763-10772.
- [24] WANG Y X, WU K S, LIONEL M NI. WiFall: device-free fall detection by wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 581-594.
- [25] WANG H, ZHANG D Q, WANG Y S, et al. RT-Fall: A real-time and contactless fall detection system with commodity Wi-Fi devices[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 511-526.
- [26] ZHANG J, WEI B, HU W, et al. WiFi-ID: Human identification using Wi-Fi signal[C]//Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). Piscataway: IEEE Press, 2016: 75-82.
- [27] 鲁勇, 吕绍和, 王晓东, 等. 基于 WiFi 信号的人体行为感知技术研究综述[J]. *计算机学报*, 2019, 42(02):3-23.

- LU Y, LV S H, WANG X D, et al. A survey on WiFi based human behavior analysis technology[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(02):3-23.
- [28] WU D, ZHANG D Q, XU C R, et al. Device-free Wi-Fi human sensing: from pattern-based to model-based approaches[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(10): 91-97.
- [29] TSE D, VISWANATH P. Fundamentals of wireless communication[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
- [30] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Understanding and modeling of wifi signal based human activity recognition[C]//ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 65-76.
- [31] ZHAO J J, LIU L S, WEI Z C, et al. R-DEHM: CSI-Based robust duration estimation of human motion with WiFi[J]. Sensors, 2019, 19(6).
- [32] XIN T, GUO B, WANG Z, et al. FreeSense: Indoor Human Identification with Wi-Fi Signals[C]//Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-7.
- [33] NIPU M N, TALUKDER S, ISLAM M S, et al. Human identification using WIFI signal[C]//International Conference on Informatics Electronics and Vision. Piscataway: IEEE Press, 2018.
- [34] POKKUNURU A, JAKKALA K, BHUYAN A, et al. NeuralWave: gait-based user identification through commodity WiFi and deep learning[C]//Conference of the Industrial Electronics Society. Piscataway: IEEE Press, 2018: 758-765.
- [35] ZENG Y Z, PATHAK P H, MOHAPATRA P. WiWho: wifi-based person identification in smart spaces[C]//Information Processing in Sensor Networks. Piscataway: IEEE Press, 2016.
- [36] SHI C, LIU J, LIU H B, et al. Smart user authentication through actuation of daily activities leveraging WiFi-enabled IoT[C]//Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM, 2017.
- [37] SHAH S W, KANHERE S S. Smart user identification using cardiopulmonary activity[J]. Pervasive and Mobile Computing. New York: ACM, 2019, 58.
- [38] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Gait recognition using wifi signals[C]. Ubiquitous Computing. New York: ACM, 2016: 363-373.
- [39] HONG F, WANG X, YANG Y N, et al. WFID: passive device-free human identification using WiFi signal[C]//International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services. New York: ACM Press, 2016: 47-56.
- [40] CHEN Y Y, DONG W, GAO Y, et al. Rapid: a multimodal and device-free approach using noise estimation for robust person identification[J]//Proceedings of the ACM on Interactive Mobile Wearable and Ubiquitous Technologies, 2017, 1(3): 1-27.
- [41] XIN T, GUO B, WANG Z, et al. FreeSense: human-behavior understanding using Wi-Fi signals[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2018, 9(5): 1611-1622.
- [42] Lv J G, Yang W, Man D P. Device-free passive identity identification via Wi-Fi signals[J]. Sensors, 2017, 17(11): 2520-2537.
- [43] NKABITI K P, CHEN Y Y, SULTAN K, et al. A deep bidirectional lstm recurrent neural networks for identifying humans indoors using channel state information[C]//Wireless and Optical Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [44] Bamberg S J, Benbasat A Y, Scarborough D M, et al. Gait analysis using a shoe-integrated wireless sensor system[C]//International Conference Of The IEEE Engineering In Medicine and Biology Society. Piscataway: IEEE Press, 2008, 12(4): 413-423.
- [45] ZHAO Z W, ZHAO Z F, MIN G Y, et al. Non-intrusive biometric identification for personalized computing using wireless big data[C]//Ubiquitous intelligence and Computing. Piscataway: IEEE Press, 2018: 901-908.
- [46] ZOU H, ZHOU Y X, YANG J F, et al. WiFi-based human identification via convex tensor shapelet learning[C]//National Conference on Artificial Intelligence. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1711-1719.
- [47] WANG J, ZHAO Y N, FAN X X, et al. Device-free identification using intrinsic CSI features[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(9): 8571-8581.
- [48] SHAHZAD M, ZHANG S H. Augmenting user identification with WiFi based gesture recognition[J]. Proceedings of the ACM on Interactive Mobile Wearable & Ubiquitous Technologies, 2018, 2(3):1-27.
- [49] ZHANG L, WANG C, MA M D, et al. WiDIGR: direction-independent gait recognition system using commercial Wi-Fi devices[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(2): 1178-1191.
- [50] XU Q Y, CHEN Y, WANG B B, et al. Radio biometrics: human recognition through a wall[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(5): 1141-1155.
- [51] WANG D, ZHOU Z Y, YU X D, et al. CSIID: WiFi-based human identification via deep learning[C]//International Conference on Computer Science and Education. Piscataway: IEEE Press, 2019: 326-330.
- [52] KORANY B, KARANAM C R, CAI H, et al. XModal-ID: using wifi for through-wall person identification from candidate video footage[C]//ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2019.
- [53] WANG F, HAN J S, LIN F, et al. WiPIN: Operation-free passive person identification using Wi-Fi signals[J]. 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2019.
- [54] LIU J, DONG Y D, CHEN Y Y, et al. Leveraging breathing for continuous user authentication[C]//Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New Delhi: ACM, 2018: 786-788.
- [55] KONG H, LU L, YU J A, et al. FingerPass: finger gesture-based continuous user authentication for smart homes using commodity Wi-Fi[C]//Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM, 2019: 201-210.
- [56] ZHENG R Y, ZHAO Y C, CHEN B. Device-free and robust user identification in smart environment using wifi signal[C]//Ubiquitous Computing. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1039-1046.
- [57] LIN C, HU J Y, SUN Y, et al. WiAU: an accurate device-free authentication system with resnet[C]//Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and networks. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-9.
- [58] 胡峰松, 张茂军, 邹北骥, 等. 基于 HMM 的单样本可变光照、姿态人脸识别[J]. 计算机学报, 2009(07):1424-1433.
- HU F S, ZHANG M J, ZOU B J, et al. Pose and illumination invariant face recognition based on HMM with one sample per person[J]. Chinese Journal of Computers, 2009(07):1424-1433.
- [59] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. 计算机学报, 2019, 042(003):453-482.
- ZHANG S, GONG Y H, WANG J J. The development of deep convolution neural network and its applications on computer vision[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 042(003):453-482.

[60] 李月龙, 靳彦, 汪剑鸣, 等. 人脸特征点提取方法综述[J]. 计算机学报, 2016, 39(7):1356-1374.

LI Y L, JIN Y, WANG J H, et al. Face feature points extraction: a review[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(7):1356-1374.

[61] Zhao M M, Adib F, Katabi D, et al. Emotion recognition using wireless signals[C]//ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking. Piscataway: IEEE Press, 2016: 95-108.

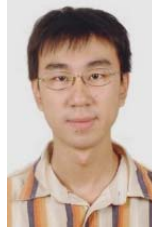
#### [作者简介]



**魏忠诚** (1987- ), 男, 博士, 河北工程大学信息与电气工程学院副教授, 主要研究方向为物联网、人工智能、城市公共安全等。



**连彬** (1988- ), 女, 河北工程大学水利水电学院博士生, 主要研究方向为物联网与水利水电工程安全。



**王巍** (1983- ), 男, 博士, 河北工程大学信息与电气工程学院副教授, 主要研究方向为物联网、人工智能、城市公共安全等。



**张新秋** (1996- ), 女, 河北工程大学信息与电气工程学院硕士生, 主要研究方向为无线感知、生物特征识别等。



**赵继军** (1970- ), 男, 博士, 河北工程大学信息与电气工程学院教授, 主要研究方向为光纤通信、物联网、城市公共安全等。