

基于 Wi-Fi 信号的人体身份识别算法研究综述



孔金生 李婧馨 段鹏松 曹仰杰

郑州大学软件学院 郑州 450002

(jskong@zzu.edu.cn)

摘要 近年来,Wi-Fi 感知凭借低成本、非接触式、不受光照影响、隐私性更好等优势,成为人机交互的新兴研究方向。目前,Wi-Fi 感知研究已从目标定位扩展到动作识别、身份识别等领域。以人体身份识别为例,对 Wi-Fi 感知技术在该领域的研究进行了总结和分析。首先,对 Wi-Fi 感知技术的发展历史及优缺点进行了简要概述,并介绍了与传统的身份识别技术相比,利用 Wi-Fi 信号进行身份识别的优势;其次,详细介绍了 Wi-Fi 感知身份的基本流程,其中包括信号采集、预处理、特征提取、身份识别 4 个步骤,并具体介绍了每个步骤具体的操作过程;然后,从步态与手势两个方面对现有的 Wi-Fi 感知身份研究成果进行了横向与纵向的对比和分析;最后,针对目前该领域研究中存在的关键问题,提出了未来的研究重点,主要包括多人身份识别与迁移学习。

关键词: Wi-Fi 感知;身份识别;RSS;CSI

中图分类号 TP393

Survey of Human Identification Algorithms Based on Wi-Fi Signal

KONG Jin-sheng, LI Jing-xin, DUAN Peng-song and CAO Yang-jie

School of Software Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China

Abstract In recent years, Wi-Fi perception has become an emerging research direction in human-computer interaction due to its advantages of low cost, non-contact, unaffected by light, and better privacy. At present, the research of Wi-Fi perception has expanded from target positioning to fields such as action recognition and identity recognition. Taking human identity recognition as an example, the research on Wi-Fi perception technology in this field is summarized and analyzed. First, it briefly summarizes the development history, advantages and disadvantages of Wi-Fi perception technology, and introduces the advantages of using Wi-Fi signals for identification compared with traditional identification technologies. Second, it introduces Wi-Fi in detail. The basic process of perceiving identity includes 4 steps of signal acquisition, preprocessing, feature extraction, and identity recognition, and the specific operation process of each step is introduced in detail. Third, the existing gait and gestures are compared to the existing ones in terms of gait and gestures. The research results of Wi-Fi-aware identity are compared and analyzed horizontally and vertically. Finally, in view of the key issues in the current research in this field, the focus of future research is proposed, mainly including multi-person identification and migration learning.

Keywords Wi-Fi sensing, Human identity recognition, RSS, CSI

1 引言

身份识别是信息安全的核心问题,也是普适计算研究的重要内容。在人本计算时代,人机交互正从“显式交互”向“隐式交互”转变。如何在人机交互中更便捷、更高效地进行身份识别,一直是学术界和产业界关注的焦点。

实际上,过去几十年以来,人们一直在不断创造新的技术

来实现更有效的身份识别。目前,除口令方式以外,基于人脸、指纹、虹膜、DNA 等载体的新型身份识别技术已逐渐应用到日常生活中,其感知原理主要有以下几种方式。

(1) 计算机视觉。通过摄像头采集人体典型生物特征图像序列,利用计算机视觉计算方法,提取和识别人体身份特征信息,如人脸^[1-3]、指纹^[4-5]、虹膜^[6-7]、步态^[8-9]等。2019 年,Chen 等^[10]提出了一种提取人体心电图(Electro Cardio Gram,

收稿日期:2021-01-10 返修日期:2021-05-19 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金面上项目(61972092);郑州市协同创新重大专项(20XTZX06013);河南省高等学校重点科研项目计划(21A520043)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61972092), Think Tank Research Projects of Zhengzhou Collaborative Innovation Major Funding(20XTZX06013) and Key Scientific Research Projects of Colleges and Universities in Henan Province(21A520043).

通信作者:段鹏松(duanps@zzu.edu.cn)

ECG)特征,并使用随机森林算法进行身份识别的计算机视觉方法。该方法识别准确,在目前身份识别中被广泛使用。但是,该方法计算量大,易受光照及障碍物遮挡的影响,只能实现近距离特定范围内的身份识别,且存在侵犯用户隐私问题。

(2)红外。其原理为利用红外线对人体成像,能够满足弱光照场景下的身份感知,代表性研究有文献[11-13]等。在特定条件下,红外技术可以使用红外热成像对人体进行精确的感知^[14]。红外热成像可以细致地观察到肌肉骨骼、血管等并感知人体表皮温度^[15]。除此之外,由于 Wi-Fi 感知中多径效应的客观存在,红外技术的识别精度要高于 Wi-Fi 感知。虽然基于红外的身份识别不受光线条件限制,可实现非视距感知,但其存在感知范围有限、需要布设昂贵的专业设备等问题,难以大规模应用。

(3)专用传感器。通过将专用传感器,如加速度传感器^[16-17]和地面传感器^[18-20]等安装到人体上,采集相关的动作信息进行比对,实现人体身份识别。2019年,Shunmugam等^[21]提出了一种基于 Kinect 组合传感器的人体识别系统,其中的 IR 深度传感器、RGB 摄像头和麦克风分别用于骨骼识别、面部识别和语音识别。该系统虽然可以实现较为精准的身份识别,但是存在造价昂贵、安装和携带不便等问题,也难以广泛应用。

(4)生物检测。通过对 DNA^[22-23]、体味^[24-25]等人体生物属性的检测和匹配,实现较为准确的人体身份识别。2020年,Budowle等^[26]创建了一个人道主义 DNA 识别数据库(HDID)用于确定人体遗骸与失踪人员的身份。该方法虽然可以实现更高的身份识别准确率,但存在检测设备昂贵、检测时间较长等缺点,不能满足日常工作中的身份识别需求。

(5)Wi-Fi。近年来,Wi-Fi 感知技术凭借低成本、非接触式、不受光照影响、隐私性更好等优势,成为感知研究的新兴方向。2000年,Bahl等^[27]首次提出利用 Wi-Fi 信号进行感知的系统 Radar,实现了利用 Wi-Fi 信号强度信息(Received Signal Strength,RSS)进行室内定位的功能。接着,RSS 逐渐被应用于人体检测和识别^[28-30]。由于 RSS 依赖信号的发射功率,容易受到多径效应的影响,使得其感知粒度较粗,因此人们一直在寻找更好的 Wi-Fi 感知信号载体。2011年,Halperin等^[31]发布了从商用网格里提取信道状态信息(Channel State Information,CSI)的 CSI tool 工具,极大地简化了从商用 Wi-Fi 设备上获取 CSI 信息的流程,也使得利用更细粒度的 CSI 信息进行感知成为新的研究热点。随后,基于 Wi-Fi 信号的人体身份识别技术迅速发展,出现了基于 CSI 的步态识别^[32-44]、手势识别^[45-50]、睡眠监测^[51-53]、跌倒检测^[54-55]等一系列应用。

如表 1 所列,与传统的身份识别技术相比,利用 Wi-Fi 信号进行身份识别有诸多优点。

表 1 各种身份识别技术的对比

Table 1 Comparison of various identification technologies

技术	典型识别应用	识别范围	造价	识别精度
计算机视觉	人脸、指纹、虹膜、步态等	视距	高	中
红外线	近红外、中红外、远红外等	非视距	高	高
传感器	速度传感器、地面传感器等	近距	高	高
生物检测	DNA、体味等	接触式	高	高
Wi-Fi	步态、手势	非视距	低	中

在上述因素之下,如何在已有 Wi-Fi 设施的基础上实现高精度、高可靠的人体身份识别,成为学者们十分关注的研究课题。为了进一步提升对 Wi-Fi 感知问题的关注和理解,推动 Wi-Fi 感知技术的不断发展,在阅读大量相关文献的基础上,本文对现有基于 Wi-Fi 信号的人体身份识别技术进行了详细的介绍和分析,包括基本流程、主要方法、未来发展等。

本文第 2 节介绍了 Wi-Fi 感知身份的基本流程,包括信号采集、预处理、特征提取、身份识别;第 3 节介绍了 Wi-Fi 感知身份的主要方法,包括基于步态的身份识别、基于手势的身份识别;第 4 节介绍了 Wi-Fi 感知身份未来的研究方向,包括多人识别和迁移学习;最后对全文内容进行总结。

2 Wi-Fi 感知身份的基本流程

近年来,随着人们对便捷性的要求越来越高,以及隐私安全问题的日益凸显,基于 Wi-Fi 信号的人体身份识别受到研究者的广泛关注。目前,使用 Wi-Fi 信号进行身份识别的研究大多是建立在动作识别的基础上,主要通过分析人体动作(如步态、手势等动作)对信号的扰动特征来感知身份。该实验主要包括信号采集、预处理、特征提取、身份识别 4 个步骤,如图 1 所示。首先,从特定 Wi-Fi 信号接收装置上获取反映人体动作特征的信号数据;其次,对收集到的数据进行预处理,以降低信号噪声;然后,利用算法分离出包含动作信息的有效片段,再进行特征提取;最后,利用已训练好的分类器进行身份识别。

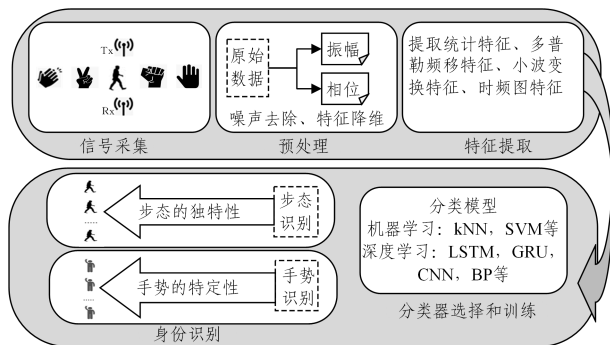


图 1 Wi-Fi 感知身份的基本流程

Fig. 1 Basic process of Wi-Fi perception of identity

2.1 信号采集

信号采集是利用 Wi-Fi 信号进行感知的第一步。能否有效采集到包含人体动作信息的信号,直接关系到身份识别效果的优劣。无线信号采集装置一般由发射端和接收端组成,发射端通常是一个商用的 Wi-Fi 设备,接收端通常是一台安装有无线网卡的电脑。目前,Wi-Fi 感知中人体动作特征信号的载体主要有 RSS 和 CSI 两种。下面对这两种载体信号分别进行介绍。

(1)RSS。RSS 是信号强度的一个指示值,可以用来衡量链接质量,判断是否需要增加发射端的发射功率,属于 MAC 层信息。目前,文献[28-30]等利用 RSS 信息进行人体身份识别。

(2)CSI。CSI 信息是在正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing,OFDM)技术中对信道状态的估计,也是对信道频率响应(Channel Frequency Response,CFR)

的采样结果。在无线通信领域,CSI属于物理层信息。CSI的主要用途是通过提供当前通信系统的信道条件,从而改变系统的传播策略,在多天线系统中为高可靠、高速率的通信提供了保障。

在OFDM系统中,CSI以子载波级别表示。假设发射端天线数量为 N_t ,接收端天线数量为 N_r ,子载波个数为 m ,则接收端从每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。该矩阵完整地表示了当前传输链路的信道状态。在CSI矩阵中,单个子载波可以用式(1)^[56]表示:

$$H(k) = \|H(k)\| e^{j\angle H(k)} \quad (1)$$

其中, $H(k)$ 就是第 k 个子载波的CSI值。CSI矩阵中每个值都是个复数,形式为 $I + jQ$,所以第 k 个子载波的幅度 $\|H(k)\|$ 就是 $\sqrt{I^2 + Q^2}$,相位为 $\arctan(Q/I)$,即CSI中的每个元素描述了相应子载波的振幅和相位。

与感知粒度有限的RSS相比,CSI有诸多优势。1)CSI对周围环境的变化更加敏感,并且能提供高精度的信息,可以实现细粒度感知,也更加符合未来研究的应用需求;2)CSI中包含了每个子载波的幅度与相位信息,为研究人员提供了更加丰富的信息;3)由于使用了OFDM技术,因此CSI不易受多径效应影响。

RSS与CSI的对比如图2所示,CSI信息可以看作经OFDM技术调制后的RSS信息,其包含的信息量更多。

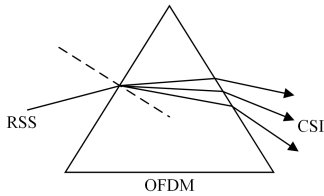


图2 RSS和CSI关系的示意图^[57]

Fig. 2 Relationship diagram of RSS and CSI^[57]

综上,CSI由于有更好的细节感知能力及更强的抗干扰能力,已成为目前Wi-Fi感知研究中的主流感知载体。通过利用CSI信息中的振幅数据和相位数据,目前已有不少身份识别的研究成果,如WiWho^[32],FreeSense^[37]等。

2.2 预处理

由于设备运行的不稳定性及环境不确定性的影响,采集到的RSS或CSI数据可能包含大量的噪声。对于Wi-Fi感知来说,采集信号的有效预处理是感知成功的必要条件。采集信号预处理一般包括噪声去除、特征降维等操作,目的是剔除干扰性因素,筛选主要感知特征,为后期的特征提取操作提供高质量的数据基础。

2.2.1 噪声去除

按照信息处理的先后次序,常用的噪声去除方法主要有离群点去除、滤波等。

离群点去除。由于设备内部状态(如发射功率、传输速率等)的变化,信号会出现明显的突变,在采集端形成离群点信息。离群点会造成信号扰动不正常,进而影响身份识别结果。常用的离群点检测有基于距离、基于统计、基于密度及基于偏移等检测方法。目前比较常用的离群点去除算法是Hampel算法^[58-60],其将不在均值和标准差指定范围内的信息确定为离群点。

低通滤波。低通滤波器可以过滤掉高频信号,仅保留反映人体动作对Wi-Fi扰动的低频特征信息。常用的低通滤波器有Butterworth和高斯低通滤波器等。理想低通滤波器的过渡非常急剧,会产生振铃现象^[61],而高斯低通滤波器较为平滑,不会产生振铃现象。Butterworth低通滤波器的平滑度介于理想低通滤波器和高斯低通滤波器之间,是无线感知领域预处理阶段最常用的滤波器。

2.2.2 特征降维

对于采集到的Wi-Fi信息,其包含的特征维数太多会使特征匹配过程过于复杂,影响识别精度。因此,通常需要在数据预处理阶段,对感知信息进行特征降维操作。

目前,特征降维方法主要采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法,其可以通过线性变换将原始数据变换为一组各维度线性无关的表示,可用于提取数据的主要特征分量。PCA算法有两种实现方法,分别是基于特征值分解协方差矩阵和基于SVD分解协方差矩阵。

下面以把 n 维数据集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 降到 k 维为例,简要说明PCA方法的实现步骤:1)去平均值(即去中心化),即每个特征减去各自的平均值;2)计算协方差矩阵 $(\mathbf{X}\mathbf{X}^T)/n$;3)用特征值分解方法或SVD方法求协方差矩阵 $(\mathbf{X}\mathbf{X}^T)/n$ 的特征值与特征向量;4)对特征值排序,选择其中最大的 k 个,将其对应的 k 个特征向量分别作为行向量组成特征向量矩阵 \mathbf{P} ;5)将数据转换到 k 个特征向量构建的新空间中,即 $\mathbf{Y} = \mathbf{P}\mathbf{X}$ 。

2.3 特征提取

特征提取是从目标特征集中选择有效的特征。预处理后的无线感知信息,包含了反映人体动作对信号扰动特征的有效信息,对其进行特征提取,然后再训练分类器即可进行身份识别。在Wi-Fi感知中,常用的特征包括统计特征、多普勒频移特征、小波变换特征和时频图特征^[62],如表2所列。

表2 不同特征的对比

Table 2 Comparison of different characteristics

特征名称	特征提取原理	特征分析
统计特征	对采集到的原始数据的波形进行统计分析	处理难度低,清晰明了,但可能会忽略有效的特征信息
多普勒频移特征	对人体动作所引起的多普勒频移特征进行测量	具有较好的区分性
小波变换特征	人体各部分运动频率不同,小波变换可以在多个频率尺度上对信号进行分析	可以使得提取的特征更加精细
时频图特征	使用短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)将Wi-Fi信号变换成时频图,从而获得更丰富的特征信息	可以获得丰富的信号特征信息并直观显示,但处理难度较大

(1)统计特征。目前,主要用到的统计特征有时域范围内信号的最大值、最小值、平均值、方差、均值平方根和频率分布等统计量,以及频域范围内信号的傅里叶变换值、频谱概率、信号能量、频谱熵和频率峰值等统计量。早期的Wi-Fi感知研究均采用统计方法来提取信号特征。如文献[35,63]分别通过差分阈值估计与平均绝对偏差来进行信号特征的提取,以使特征之间的对比更加明显,如图3所示。

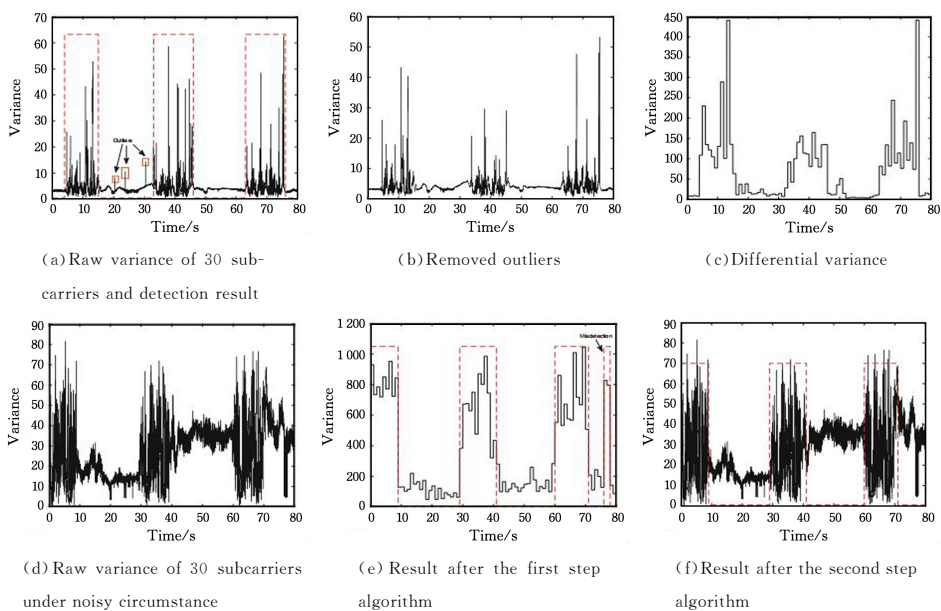


图 3 统计特征^[35]

Fig. 3 Statistical characteristics^[35]

(2)多普勒频移特征。在室内环境中检测身份信息时,需要人体完成某些动作,而动作往往会引起多普勒频移。Pu 等提出的 WiSee^[64]系统,通过提取多普勒频移特征来进行手势识别。

(3)小波变换特征。小波变换能够在多个频率尺度上对信号进行分析,对于局部精细的特征具有更好的提取能力。如 Chen 等利用小波变换提取不同频段的特征,从而得到了对应于身体不同部分的运动速度^[63]。

(4)时频图特征。通过利用短时傅里叶变换(STFT)等算法,将动作信号变换成时频图能获得更加丰富的特征信息,从而实现更加精细的识别。

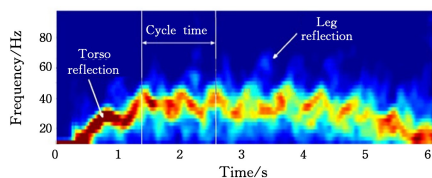


图 4 时频图^[33]

Fig. 4 Time-frequency diagram^[33]

WiFiU^[33]系统将处理后的 CSI 信号转换到时频域,再经过 STFT 变换将波形转换成时频图(见图 4)。

2.4 分类识别

针对每个动作提取特征建立数据库模板后,即可对新采集的感知信号进行分析和识别。对于人体身份的感知识别方法,可以分为直接识别和分类器识别。

直接识别方法通常采用动态时间规整(Dynamic Time Wrapping,DTW)算法,直接计算新获取信号和模板的相似度,找出最接近的分类。

分类器识别则采用监督学习的方法,先采集数据并标记分类标签,作为训练集来训练分类器,然后再利用训练好的分类器识别新收集的感知信号。当前使用较多的分类器方法有支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、最近邻(K-Nearest Neighbor,KNN)以及深度学习方法。

目前,在 Wi-Fi 感知身份领域,使用机器学习算法和深度学习算法的研究成果对比如表 3 所列。

表 3 Wi-Fi 感知身份识别中常用的特征分类算法的对比

Table 3 Comparison of commonly used feature classification algorithms in Wi-Fi-aware identity recognition

算法大类	算法名称	算法原理	优点	缺点	典型应用
机器学习算法	DTW	通过延伸和缩短计算时间序列数据之间的相似性	不需要进行训练,能够快速匹配	计算量较大;对模板的依赖性较强	FreeSense ^[37] 、文献 ^[47]
	KNN	样本类别为与其最接近的 k 个样本的类别	简单、易理解、容易实现	数据样本分布不均时,性能下降;存储空间占用较多	MAIS ^[35] 、FreeSense ^[37]
	SVM	求解能够正确划分训练数据集并且几何间隔最大的分离超平面	精度高、泛化能力好	不适合大样本数据	WifiU ^[33] 、Wii ^[36] 、SiWi ^[46] 、WiGA ^[48] 、WiDGR ^[43]
深度学习算法	LSTM	通过门控机制使循环神经网络对长期语境等关系进行建模	适合处理时间序列数据;可以解决 RNN 的长期依赖缺失问题	分类器训练较为耗时	CSIID ^[39] 、WiID ^[45] 、FingerPass ^[49]
	GRU	LSTM 的简化版本,使用隐藏状态来进行信息的传递	相比 LSTM 参数减少;不易过拟合	在数据集时,LSTM 的性能更好	WiID ^[38] 、Deep-WiID ^[40] 、WiHF ^[50]
	CNN	通过卷积核提取时序数据重构后的多维感知信号特征	能提取步态对子载波间信号扰动特征,感知能力较强	分类器训练较为耗时	WiNet ^[41] 、TransferSense ^[44]

基于 Wi-Fi 信号的身份识别研究中,身份信息的分类和识别通常是研究的最后阶段,也是验证所设计模型优劣的必要环节。不论是传统机器学习还是深度学习,均需要提前对分类器进行大量训练,以形成后期测试识别效果的模板。此外,分类器往往要考虑应用场景是二分类还是多分类问题。结合 Wi-Fi 感知身份的实际场景,身份识别应用大多数是一个多分类问题。通常来说,逻辑回归、SVM 等常用于解决二分类问题;对于多分类问题,常使用 softmax 函数进行解决。

3 Wi-Fi 感知身份的主要方法

一直以来,身份识别都是人本计算的研究核心。在某些重要场所,准确高效地核验进入人员身份信息,是关乎该单位安全防护能力的重大问题。传统的接触式身份识别方式,如密码输入及刷卡识别方式,存在遗忘和携带不便等缺点,且有

被盗取的风险。随着非接触式身份识别技术的发展,出现了人脸识别、虹膜识别等更高效的身份识别方法,并已在实际中大量应用。然而,基于视觉的身份识别方法在实际应用中存在着易受光照或障碍物遮挡影响、泄露用户隐私、识别范围较为受限等缺点^[65]。为解决这些问题,研究人员一直致力于更便捷、安全、有效的身份识别技术研究。

3.1 基于步态的身份识别

研究表明,步态可以作为人体身份识别的重要生物特征^[66]。基于步态的身份识别技术采集的是生物的动态特征,与静态特征相比更加丰富。由于体型和运动模式差异,步态以独有方式对区域内的 Wi-Fi 信号形成扰动,从而在接收信号上产生辨识度较高的特征响应^[37]。近年来,基于 Wi-Fi 信号的步态识别技术持续进步,相关研究成果不断涌现,识别效果也越来越好,如表 4 所列。

表 4 步态识别模型汇总
Table 4 Summary of gait recognition models

模型(年份)	设备与信号	预处理方法	选取特征分类方法	识别结果
WiWho ^[32] (2016)	Intel5300NIC CSI(振幅)	多径消除 带通滤波	统计特征 决策树	2~6人: 92%~80%
WiFi-ID ^[34] (2016)	Intel5300NIC CSI(振幅)	带通滤波 CWT	时频统计特征;SAC	2~6人: 93%~77%
WifiU ^[33] (2016)	Intel5300NIC CSI(振幅)	PCA,STFT	行走速度、步长等特征; SVM	50人:79.28%
MAIS ^[35] (2017)	Intel5300NIC CSI(振幅和相位)	低通滤波与相位的线性变换	差分阈值估计,计算特征值; KNN	1~3人: 异常检测 98.04% 人数预测 97.21% 活动预测 93.12%
Wi ^[36] (2017)	Intel5300NIC CSI(振幅)	低通滤波、PCA、CWT	信息增益;GMM,SVM	2~8人: 陌生人识别率>91% 身份识别率:98.7%~90.9%
FreeSense ^[37] (2018)	Intel5300NIC CSI(振幅和相位差)	低通滤波、 PCA,DWT	基于滑动窗口的图像分割算法、 DTW;KNN	2~6人: 94.5%~88.9%
WiID ^[38] (2019)	Intel5300NIC CSI(振幅)		卷积层(空间特征)、 GRU(时间维度特征); softmax	6人6种不同场景: 92.9%~95.6%
CSIID ^[39] (2019)	Intel5300NIC CSI(振幅)	数据样本选择、 CSI时间序列转换	卷积层与长短期记忆网络; softmax	2~6人: 97.4%~94.8%
Deep-WiID ^[40] (2019)	Intel5300NIC CSI(振幅)	数据样本选择、 CSI时间序列转换	门控循环单元(GRU)、 平均池化层;softmax	2~6人:99.7%~97.7% 15人:92.5%
WiNet ^[41] (2020)	Intel5300NIC CSI(振幅)	重构振幅信息为频率 能量图	CNR操作、全局池化; softmax	40人:98.5%
LWID ^[42] (2020)	Intel5300NIC CSI(振幅)	重构振幅信息为频率 能量图	Ballon机制;softmax	50人:98.8%
WiDGR ^[43] (2020)	Intel5300NIC CSI(振幅)	带通滤波、PCA	STFT;SVM	6人:78.28% 3人:92.83%
TransferSense ^[44] (2021)	Intel5300NIC CSI(振幅和相位)	Butterworth滤波	CNN	44人:>97%

2016年可以说是基于 Wi-Fi 感知步态识别技术发展的元年。这一年,提出了 WiWho^[32], WifiU^[33] 和 WiFi-ID^[34] 等典型基于传统机器学习的步态识别方法。

WiWho 利用 Wi-Fi 信号感知人体行为,并通过以 CSI 为载体的步态特征区分不同人体,实现了身份识别功能。在 WiWho 中,先使用多径消除和 Butterworth 滤波去噪,得到包含反映单步和步行特征的有效信息,再使用决策树分类器输出身份预测。实验结果表明,WiWho 在 2~6 人群体中的单人身份识别准确率为 92%~80%,而且在大多数情况下,测试者仅需行走 2~3m 就足以完成身份识别。

WifiU 从商用 Wi-Fi 设备上获取 CSI 信号,利用 PCA 方法去噪,然后利用短时傅里叶变换将其转换到时频联合域中,并通过频谱图增强技术进一步降低噪声。在特征提取阶段,通过检测行走的起始点、步态周期时间、躯干和腿的速度以提取步态特征,最后采用 SVM 进行分类。实验结果表明,在一个 50m² 的房间中,WifiU 在 50 人群体的步态数据集上识别准确率为 79.28%。

WiFi-ID 虽然也是利用商用 Wi-Fi 设备进行步态识别,但其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。该方法选取 20~80Hz 频段的 CSI 数据作为个人步

态特征的有效范围,并通过连续小波变换和 RelieF 特征选择算法来提取不同频段中步态的统计特征。最后,WiFi-ID 使用基于稀疏近似分类(Soft Actor Critic,SAC)算法来确定用户的身份。实验结果表明,WiFi-ID 在 2~6 人群体中进行单人身份识别的准确率为 93%~77%。

以上 3 种识别方法各有优缺点。WiWho 虽然识别准确率较高,但要求测试者在特定区域内直线运动,对步态特征的刻画不够精准,导致群体规模增大后识别准确率下降较快;WifiU 的创新性在于将原始 Wi-Fi 时序信号转换成高保真的频谱图,进而可以利用图像领域的成熟分类方法,但是在群体规模较大的数据集上表现并不理想;WiFi-ID 对原始数据采用静音消除算法确定有效区域的长度及起始点,识别准确率也相对较高,但没有考虑非 LoS 路径的识别方案,也没有考虑更大的识别群体及识别的鲁棒性。

2017 年,研究者利用传统机器学习方法对步态识别准确率进行提升(如 Wi^[36]),同时也有研究者首次提出了基于 Wi-Fi 感知的多人活动识别方法(如 MAIS^[35])。

Wii 采用 PCA 和低通滤波器进行去噪,然后分别从时域和频域提取多个维度的步态特征,并根据信息增益选择最有效的步态特征。该方法利用提取到的特征,通过高斯混合模型(Gaussian Mixed Model,GMM)实现了陌生人检测,并通过一个基于 RBF 核的 SVM 方法实现了身份识别。实验结果表明,Wii 在 2~8 人群体中对单人身份识别的准确率为 98.7%~90.9%。

MAIS 利用 Wi-Fi 信号感知人体行为(包括跑步、步行和手部运动),并识别同一环境中不同受试者的多种活动。MAIS 中包含数据处理、活动检测和活动分类 3 个基本模块。数据处理模块旨在平滑幅度和校准相位,活动检测模块负责检测活动起始位置,而活动分类模块对检测数据使用 KNN 算法进行分类整理。实验表明,MAIS 人体检测的准确率为 98.04%,预测人数的准确率为 97.21%,预测人体执行动作的准确率为 93.12%。

以上两种方法中,Wii 的识别准确率进一步提高,并且具有识别陌生人的功能,这使得基于 Wi-Fi 感知的步态识别研究向入侵检测领域扩展;而 MAIS 是 Wi-Fi 感知领域中首个以较高准确率识别多人活动的系统,也对后期多人身份识别的研究具有借鉴意义。但是,受多径效应影响,MAIS 系统对识别群体的人数和活动数量均有限制。

2018 年,Tong 等提出的 FreeSense^[37] 包含了一种鲁棒性较强的人体检测方法和一种基于 CSI 的人体识别方法。FreeSense 利用 Wi-Fi 环境中用户移动导致不同接收天线接收波形间出现相位差的现象,对其分析并实现人体检测;使用 PCA,DWT(离散小波变换)和 DTW 技术捕捉人体移动时对周围 Wi-Fi 信号产生的特定影响,对其分析并实现人体识别。此外,FreeSense 还提出了一种包含人体行走信息的视线波形特征提取模型。FreeSense 的实验结果显示,人体检测方法的平均假阳性率为 0.58%,平均假阴性率为 1.20%;随着群体规模从 6 人变换为 2 人,人体身份识别准确率由 88.9% 提高到 94.5%。

自 2019 年起,为了更准确地刻画和提取行为感知特征,

深度学习算法被广泛引入基于 Wi-Fi 感知的身份识别研究中,出现了诸如 WiID^[38],CSIID^[39],Deep-WiID^[40] 等识别准确率更高的一系列算法。

WiID 是一种典型的基于深度学习的非接触式身份识别方法。该方法对数据进行预处理后,使用卷积层和 GRU 层对 CSI 数据进行特征提取,再使用池化层进行降维,最后使用 softmax 函数进行分类。实验结果表明,在 6 种不同的实验场景下,WiID 的身份识别准确率在 92.9%~95.6% 之间。

CSIID 在特征提取阶段,使用卷积网络与长短期记忆网络(LSTM)从 CSI 数据中自动提取步态特征,再使用 softmax 函数进行分类。实验结果表明,当群体人数为 2~6 人时,CSIID 的身份识别准确率为 97.4%~94.8%。

Deep-WiID 在特征提取阶段将门控循环单元(GRU)与平均池化层相结合,可以从 CSI 数据中自动提取步态特征并识别身份,比传统手动特征提取方法的效率更高。实验结果表明,当群体人数为 2~6 人时,Deep-WiID 模型的平均识别准确率为 99.7%~97.7%;当在人数有 15 人的场景下,Deep-WiID 模型的平均识别精度可以达到 92.5%。

以上 3 种方法各有特点。其中,WiID 首次采用了深度神经网络进行特征提取和分类,在准确率提升的同时也有效减少了数据预处理的工作量;而 CSIID 根据行为感知模式的短周期特点,采用长短期记忆网络(LSTM),很好地解决了 RNN 模型在处理长期相关性问题时存在梯度爆炸或消失的问题^[67];Deep-WiID 和 WiID 的结构类似,但其具有更高的识别准确率及更强的鲁棒性,可以说是对 WiID 模型的改进。

识别规模增大会导致识别指纹库急剧增大,进而使得模型识别准确率下降,而深度学习算法自动提取特征的机制使该问题的影响更为显著,因此步态识别方法中人数规模一般在 10 人以下。自 2020 年起,针对该问题,在特征数据重构和模型轻量化策略的思想指引下,出现了诸如 WiNet^[41],LWiD^[42],WiDIGR^[43] 等能满足更大识别规模的步态识别算法,使得基于 Wi-Fi 的步态识别算法离实际应用更近一步。

WiNet 利用不同子载波对步态特征的表征有差异的特点,把一维时序 CSI 数据转换为二维频率能量图形式,以获取更丰富特征。该模型分为频率能量图生成与步态识别两个阶段。在步态识别阶段,通过对输入的频率能量图进行卷积、正则化及激活操作以有效提取步态特征,经全局池化后再使用 softmax 函数进行分类。实验结果表明,WiNet 在多达 40 人的群体实验中的单人识别准确率达到 98.5%。另外,WiNet 还测试了不同场景、不同人体附带物情况下的步态识别,其平均识别率超过 92%,体现了该模型良好的鲁棒性。

LWiD 是一种基于 Wi-Fi 信号的轻量级步态识别模型,其采用与 WiNet 类似的数据重构方法,将原始时序数据转换为二维图像,并设计了一种仿生的 Ballon 机制对网络层神经元数量大量裁剪,再联合不同尺寸的卷积核,实现了对步态特征的提取及特征图中通道信息的整合,在保持较高识别率的前提下实现了模型的轻量化。实验结果表明,LWiD 在 50 人群体数据集上实现了单用户识别率为 98.8%,且模型参数规模仅为同类模型的 6.14%。

WiDIGR 是一种改进的利用 Wi-Fi 感知技术进行步态识

别的算法。首先,该算法利用带通滤波和主成分分析(PCA)对原始数据进行预处理、降维与去噪;其次,利用短时傅里叶变换将一维时序数据转换为二维频谱图,并从聚合谱图中提取步态特征信息(采用手动提取和自动提取相结合的方式);最后,利用支持向量机(SVM)进行分类,实现身份识别。实验结果表明,WiDIGR在3人和6人群体实验中的单人识别准确率分别为92.83%和78.28%。WiDIGR的优点是消除了方向依赖,即无论受试者沿着哪个方向行走,步态都可以被识别出来。

对比上述3种算法可以发现:WiNet首次提出了基于频率能量图的数据重构策略,使得感知数据的特征刻画和容纳能力更强;在识别规模较大时仍能保持较高的识别准确率;LWID则在WiNet数据重构策略的基础上,着重于模型的轻量化;WiDIGR则消除了方向依赖,提高了模型的普适性。这3种模型均存在特征数据利用不足(仅振幅信息)的问题。

在2021年,为了解决特征数据利用不足的问题,将Wi-Fi信号的振幅与相位信息结合以使其包含更多的特征信息成为步态识别研究新的方向,如TransferSense算法^[44]等。

TransferSense是一种具有较强泛化能力的步态识别算法。首先,该算法对原始数据进行振幅滤波与相位校准,并把二者的组合信息作为特征载体;其次,使用卷积神经网络(CNN)提取特征,实现步态识别功能;最后,采用迁移学习理

论进行跨场景感知。实验结果表明,在单一环境中,当群体人数为44时,TransferSense的平均准确率超过了97%;在不同环境中,对原环境下训练集中用户身份识别的平均准确率超过了77%。相比于其他算法,TransferSense不仅在大规模群体中感知单目标时表现良好,而且具有较好的泛化能力。

综上所述可以看出,在利用Wi-Fi信号进行基于步态的身份识别研究历程中,使用方法经历了从机器学习到深度学习的转变,识别准确率也从80%提升至98%以上。在识别准确率较理想后,模型的轻量化也愈受关注。但是,目前此类研究大多只能对Wi-Fi场景中的单人进行识别,而多人识别的研究目前还不多。未来,多人识别、模型轻量化等可能会成为Wi-Fi感知身份研究的关注点。

3.2 基于手势的身份识别

由于手势特征与步态特征同属于行为特征,且不同个体的相同手势存在明显差异,因此手势可以作为身份识别的依据之一^[68]。目前,国内外关于基于手势的身份识别研究较少。虽然手势与步态都是人体的主要生物特征,但不同个体相同手势的独特性没有步态那么明显,用来进行身份识别的难度也较大。因此,大部分基于Wi-Fi信号的手势识别研究只是对手势的种类进行识别。近年来,随着Wi-Fi感知技术的不断发展,基于手势的身份识别技术也有了积极进展,如表5所列。

表5 手势识别模型的汇总
Table 5 Summary of gesture recognition models

模型(年份)	设备与信号	预处理	选取特征 分类方法	识别结果
WiID ^[45] (2018)	Intel5300NIC CSI(振幅)	PCA,STFT	FFT;径向基核函数(RBF)的 向量分布估计(SVDE)	4个环境中,5人:92.8%
SiWi ^[46] (2018)	Intel5300NIC CSI(振幅)	BW,PCA,DWT	数据切分、菲涅尔模型(Fresnel Model) 隐马尔可夫模型(HMM),SVM	合法用户:93%;入侵者:97%
文献 ^[47] (2019)	Intel5300NIC CSI(振幅和相位)	低通滤波、PCA	DTW,RF,LSTM	10人:97.4%
WiGA ^[48] (2019)	Intel5300NIC CSI(振幅)	BW,PCA,DWT	数据切分;SVM,BP	3个动作序列;>95.8%
FingerPass ^[49] (2020)	Intel5300NIC CSI(振幅和相位)	Butterworth滤波	IFFT;LSTM,SVDD	域内:90.6% 跨域:87.6%
WiHF ^[50] (2020)	Intel5300NIC CSI(振幅和相位)	带通滤波、PCA	STFT;CNN-based GRU	手势识别:97.65% 用户识别:96.74%

2018年,随着Wi-Fi感知数据采集和处理方法的逐渐成熟,出现了诸如WiID^[45],SiWi^[46]等基于传统机器学习方法的手势动作识别系统或方法。

WiID是一种基于Wi-Fi信号和手势动作的用户识别系统,可以识别正在执行一个预定义手势的用户身份。首先,WiID使用PCA对原始CSI进行去噪等预处理,随后提取速度时间序列特征用于区分不同用户的手势,再使用径向基核函数(Radial Basis Function,RBF)的向量分布估计(Support Vector Distribution Estimation,SVDE)来生成每个手势的用户分类模型,最后对输入手势的特征进行评估,并确定匹配度最高的用户身份。实验结果表明,WiID系统在4个环境中的身份识别平均准确率达到92.8%。

SiWi也是一种基于Wi-Fi手势行为感知的身份识别系统。首先,SiWi使用巴特沃斯、PCA、DWT方法对原始CSI数据进行预处理,再对有效数据进行切分,然后利用隐马尔可

夫模型(Hidden Markov Model,HMM)对切分好的数据段进行行为识别;其次,针对行为识别出的3种基础动作(推手、摆臂、挥手),利用菲涅尔模型建立个体手势动作与身份标签之间的关联关系,最后使用SVM进行身份识别。实验表明,SiWi识别合法用户的平均准确率达到93%,识别出攻击者的准确率达到97%。

总体来说,WiID和SiWi识别身份的思路相似,均是通过为每个预定义的手势行为提供对应用户身份的分类模型来实现。另外,由于SiWi提出的CSI数据段切分机制可以提取更加准确的特征信息,并且使用了菲涅尔模型获取用户行为的距离和方向,因此其能实现更好的动作识别效果。但是,WiID和SiWi仍存在着样本数据量大、识别动作种类较少等局限性。

自2019年起,为了获取更高的识别准确率,从手势特征的分段和提取方式入手,出现了诸如WiGA^[48]等识别方法。

另外,鉴于深度学习算法在细微特征刻画和提取方面的良好表现,有研究者也尝试将深度学习引入手势识别研究中。

WiGA 是一个利用 Wi-Fi CSI 信息在手势场景下进行身份识别的方法。首先,WiGA 对原始的 CSI 数据使用了巴特沃斯、PCA、DWT 方法进行预处理,并使用一种基于窗口的动作区间分段算法(Gesture Segmentation Algorithm, GSA)对数据进行分段;其次,使用 SVM 分类器对不同手势进行识别;最后,使用 BP 神经网络结合手势进行身份认证。WiGA 方法中的数据集由多个测试者的 8 组手动动作(前推、托起、握拳、挥手、画叉、鼓掌、伸展以及拿杯喝水)组成。实验结果表明,WiGA 在 3 个动作序列下的身份识别准确率超过 95.8%。

另外,Liu 等^[69]提出了一种从 Wi-Fi 信号中提取到人类呼吸生物特征的方法,但是其没有关注手势特征的提取。受其启发,文献^[47]提出了一种使用 Wi-Fi 信号和手势动作进行身份识别的方法。该方法通过采集“剪刀、石头、布”游戏中的 3 种手势动作,来识别出是哪个测试者做出的手势。其首先使用巴特沃斯低通滤波器和 PCA 方法对原始数据进行预处理,接着使用了 DTW 和随机森林进行特征提取,最后采用了 LSTM 进行身份识别。实验结果表明,该方法对于 10 个志愿者的身份识别准确度超过了 95%,平均准确率为 97.4%。该研究成果表明,尽管手势信息的独特性不如步态信息,但在某些限定条件下,手势也可作为身份识别的重要工具。

2020 年后,随着深度学习技术在手势识别模型中的大量使用,模型的轻量化逐渐成为研究者关注的重点。围绕对深度学习模型的不同设计方法,出现了诸如 FingerPass^[49], WiHF^[50] 等识别方法。

FingerPass 是一种基于手势感知对用户进行身份识别的模型。首先,对原始数据使用快速傅里叶反变换(IFFT)和巴特沃斯滤波;其次,分割信号并应用深度学习(LSTM)算法构建用户识别模型;最后,使用支持向量域描述(SVDD)构建轻量级模型实现实时的用户身份验证。实验结果表明,FingerPass 在同一场景下和不同场景下的身份准确率分别为 90.6% 和 87.6%。总体来说,FingerPass 在保持较高精度和较好泛化能力的同时,实现了模型的轻量化。

WiHF 是一个利用 Wi-Fi 感知技术实现实时跨场景手势识别和用户识别的算法。首先,该算法对原始 CSI 数据进行带通滤波和 PCA 处理,并对去噪后的数据使用短时傅里叶变换(STFT)进行时频分析;其次,提出了一种能够快速捕获手势运动变化特征的方法,并将其输入到手势识别和用户识别双任务模块中;最后,使用基于卷积的递归神经网络提取特征并分别拼接各自的特征,输出手势识别和用户识别的预测结果。实验结果表明,WiHF 在同一环境和不同环境中的识别准确率分别为 97.65% 和 96.74%。可以看出,该方法的识别精度和泛化能力俱佳。

总体来说,在功能方面,FingerPass 使用轻量化网络实现了较高精度的用户识别,而 WiHF 则在跨场景手势识别和用户识别方面优势明显;在特征信息方面,两者均充分利用了 CSI 数据的振幅与相位信息。

综上所述,由于手势动作相比于步态行为具有更细微的动作幅度,因此其识别难度较高。但是,随着研究者对 Wi-Fi 感知特征刻画和提取方法的不断优化,基于手势的身份识别正在取得一系列积极成果。

3.3 小结

基于步态和基于手势的身份识别方法目前已有不少的研究成果,并且在数据采集、特征提取和分类方法等方面有一定区别。

数据采集方面,基于步态的身份识别方法主要是重复采集不同个体的行走数据,属于粒度较大的人体行为特征;基于手势的身份识别方法则采集特定的一组手势,属于中粒度的人体行为特征。如 WiID^[45]采集 7 种手势(推拉、画圆、挥臂、踢、开关门、上下摆臂、双臂向前伸展接着向两侧移动);SiWi^[46]采集 3 种基础动作(推手、摆臂、挥手);文献^[47]采集 3 种基础动作(石头、剪刀、布);WiGA^[48]采集 8 种手动动作(前推、托起、握拳、挥手、画叉、鼓掌、伸展以及拿杯喝水)。不同基于手势的身份识别方法在手势种类、手势数量上存在不同,这与基于步态的身份识别方法中动作类型的单一构成有明显的差异。

特征提取和分类方面,基于步态的身份识别方法主要使用机器学习与深度学习,而基于手势的身份识别方法则主要采用机器学习。使用机器学习算法对预处理后的 Wi-Fi 信号进行特征提取和分类的算法复杂度较低,训练耗费的时间也较少,但准确率不如深度学习;使用深度学习算法虽然复杂度较高,训练耗费的时间较长,但准确率会有一定的提升。

4 未来研究方向

尽管目前已经出现了不少基于 Wi-Fi 感知的身份识别研究成果,但是 Wi-Fi 本身并不是为身份感知而专门设计的,因此其具有很多局限性。同时,由于室内环境复杂,无线信号传播的多径效应较为明显,从而限制了识别精度的提高。本文基于无线信号本身传播特点,结合目前 Wi-Fi 感知身份研究基础,以及未来实用化要解决的关键问题,提出了未来可能的研究方向。

4.1 多人识别

在 Wi-Fi 信号感知信息载体中,虽然 CSI 信息相比 RSS 信息能提供更细粒度的感知特征,但是仍然受多径效应的较大影响。本文第 3 节所介绍的 Wi-Fi 感知身份方法均是识别环境中单人的身份,并不能同时识别多人的身份。当 Wi-Fi 环境中有多个体时,接收端采集到的感知信号不仅包括周围障碍物的多径信号,还包括人体之间相互反射而产生的多径信号。当人体之间的距离较小时,接收端可能会把多个人误认为一个整体的单人,造成多人识别失败。在实际生活中,多人感知场景普遍存在,有着客观的应用需求。

目前,已经有一些多人识别的类似研究成果,如文献^[70]是关于多目标室内定位方法的研究,其提出了一种多视角判别学习的无设备室内定位方法 MuDLoc。MuDLoc 将定位问题转变为模式匹配问题,利用与训练位置的 CSI 特征相似度来对目标位置进行预测。在两个复杂环境中的实验结果表明,MuDLoc 比其他方法具有更高的位置估计精度。文献

[71]是对多目标跟踪的研究,其提出了一个新的框架。该框架首先用一个发射器和接收器阵列来构建二维信号模型,它被用来估计各种 AoA 参数(目标位置和运动方向的函数);然后使用 MUSIC 算法对上述参数进行估计;最后使用带有联合概率数据关联过滤器(Joint Probabilistic Data Association Filter, JPDAF)的粒子过滤器(Particle Filter, PF)来跟踪实验环境区域中行走的多人。在多人识别中,人数的确定是识别的前提条件。文献[72-73]是关于区域中多目标计数的研究。文献[72]提出了一种使用 Wi-Fi 信号中的 CSI 进行人数识别的方法 WiCount。WiCount 在数据预处理阶段使用了小波降噪方法,在信号分析阶段对 CSI 幅值波动情况和 CSI 信号分布情况进行分析,在特征提取阶段提取 CSI 幅值的均值、方差、极差等,在分类阶段通过训练 3 种分类器(KNN, BP, SVM)来进行固定区域内人数的识别。文献[73]提出了一种使用 Wi-Fi 信号中的 CSI 进行人数识别的方法 DeepCount, 其包括基于深度学习的人数识别模型,并且具有纠错功能。

文献[74]是关于室内多目标动作检测和识别的研究,其提出了一种使用 Wi-Fi 信号中的 CSI 识别单人活动与多人组合活动的模型。在该模型的数据预处理阶段,对 CSI 的振幅使用了 Butterworth 低通滤波器进行去噪,并使用了相位校正对 CSI 的相位进行处理。在活动检测阶段,通过检测子载波 CSI 数据的波动情况(异常检测算法 ADA)来判断是否有人活动,再使用算法检测出活动的起止点。在活动识别阶段,使用 KNN 算法识别出活动人数与活动类别。

但是,上述多目标识别研究多是集中在定位、计数及动作识别等方面,而且识别准确率也不甚理想。因此,多目标身份识别领域还缺乏较好的解决方案。

未来,要实现较理想的多人识别,可能需要对现有单人识别常用的收发装置进行改进,如增加接收端的天线阵元数量提高对目标识别的空间分辨率、增加接收端的数量以产生更丰富的感知信息维度等;另外,还需要增强预处理阶段的噪声去除。

4.2 迁移学习

由于 Wi-Fi 感知受多径效应影响严重,目前基于机器学习或深度学习的感知方法虽然在某个固定室内环境中经训练后能达到较高的识别精度,但是当切换到其他室内环境时,识别精度会急剧下降。如图 5 所示,在不同室内环境做相同动作时,所得 CSI 信息差异较大。因此,探索不同环境下人体步态或动作的共性,建立有效的迁移感知机制,实现跨环境的无训练迁移或少量训练迁移,是 Wi-Fi 感知未来要解决的一个关键问题。

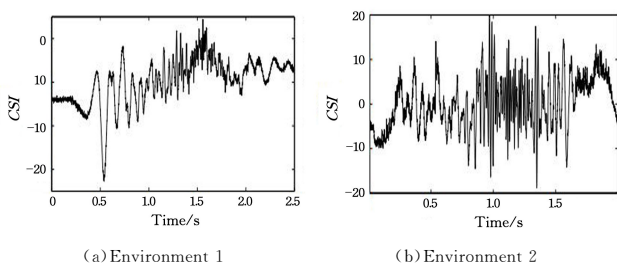


图 5 Wi-Fi 信号受环境的影响^[75]

Fig. 5 Wi-Fi signal affected by environment^[75]

目前,已经有一些与 Wi-Fi 数据类似的时序数据的迁移方法。2018 年,文献[76]针对时序数据进行深度学习算法的迁移尝试,并提供了正迁移和负迁移的有益经验。2019 年,文献[77]通过综述的形式详细阐述了多种深度神经网络算法在时序数据集上的迁移实验,认为 FCN, ResNet, Encoder 这 3 种模型针对时序数据有更好的迁移表现。另外,文献[78]通过对 ResNet, FCN, Encoder, MLP, Time-CNN, MCDCNN 6 种神经网络模型不同分组的参数组合实验,提出了一种随机初始化网络权重的迁移方法。

未来,要实现不同场景下 Wi-Fi 感知模型的有效迁移,除了借鉴现有研究中的固定某些神经网络层、参数微调方法,还需从环境信息的有效去除、人体身份感知特征的精准获取等方面进行研究。

结束语 身份识别是信息安全的重要屏障,更便捷的身份识别方式一直是人们不断追求的目标。随着 Wi-Fi 信号进入千家万户, Wi-Fi 感知技术的研究也成为一个新研究方向。凭借低成本、非接触式、不受光照影响、隐私性更好等优势, Wi-Fi 感知技术在人体身份识别的领域也快速发展。目前,主要有基于步态和基于手势进行人体身份识别的 Wi-Fi 感知技术,并且不断出现很多优秀的研究成果。

本文对基于 Wi-Fi 感知的身份识别技术进行了详细的综述。首先,通过对比已有身份识别技术,阐述了 Wi-Fi 感知技术的优势和限制;其次,对 Wi-Fi 感知中身份识别的基本流程进行了介绍;最后,针对基于步态、基于手势的这两种目前主流的 Wi-Fi 感知身份方法的发展概述、实现原理和研究现状进行了详细的介绍和分析,并提出未来 Wi-Fi 感知研究需在多人识别和迁移学习方面实现突破。

参考文献

- [1] ANZURES G, KELLY D J, PASCALIS O, et al. Own-and other-race face identity recognition in children: the effects of pose and feature composition [J]. *Developmental Psychology*, 2014, 50(2): 469.
- [2] LEWIS G J, SHAKESHAFT N G, PLOMIN R et al. Face identity recognition and the social difficulties component of the autism-like phenotype: Evidence for phenotypic and genetic links [J]. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 2018, 48(8): 2758-2765.
- [3] CASTRO D C D, NOWOZIN S. From face recognition to models of identity: a bayesian approach to learning about unknown identities from unsupervised data[C]// *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 2018: 745-761.
- [4] ATUEGWU C, DARAMOLA S A, OKOKPUJIE K O, et al. Development of an Improved Fingerprint Feature Extraction Algorithm for Personal Verification [J]. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2018, 13(9): 6608-6612.
- [5] LIU M. The Principle and Design of Separate Fingerprint Identification System [C]// *International Conference on Machine Learning and Intelligent Communications*. Cham: Springer, 2019: 32-41.
- [6] AL-WAISY A S, QAHWAJI R, IPSON S, et al. A multi-biomet-

- ric iris recognition system based on a deep learning approach [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2018, 21(3):783-802.
- [7] WAGHMARE L M, CHIRCHI E R. Enhancement of person identification using iris pattern [J]. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 2011, 2(4):37-42.
- [8] WANG L, TAN T, NING H, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2003, 25(12):1505-1518.
- [9] PHILLIPS P J, SARKAR S, ROBLEDO I, et al. The gait identification challenge problem: data sets and baseline algorithm [C]// *Object Recognition Supported by User Interaction for Service Robots*. IEEE, 2002:385-388.
- [10] CHEN M, LI Y F, BAO S D, et al. A Comparative Performance Study of Electrocardiogram-Based Human Identity Recognition [C]// *2019 IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC)*. IEEE, 2019:121-126.
- [11] WANG X, SONG Q, YANG F, et al. Research on intelligent identification and disinfection early warning access control system in epidemic situation [J]. *Journal of Testing Technology*, 2020, 34(5):425-430.
- [12] HE X L. Research and development plan of self-service temperature measurement identification device [J]. *Electronic Production*, 2020, 2(4):25-26.
- [13] WANG Z J, XU Z M. Human body identity and motion recognition based on low-resolution infrared array sensor [J]. *Electrical Technology*, 2019, 20(11):6-10.
- [14] PROKOSKI F. History, current status, and future of infrared identification [C]// *Proceedings IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications (Cat. No. PR00640)*. IEEE, 2000:5-14.
- [15] VARDASCA R, MAGALHAES C, SILVA P, et al. Biomedical musculoskeletal applications of infrared thermal imaging on arm and forearm: a systematic review [J]. *Journal of Thermal Biology*, 2019, 82:164-177.
- [16] MA X, NA Z. Neural network speed identification scheme for speed sensor-less DTC induction motor drive system [C]// *Third International Power Electronics and Motion Control Conference*. IEEE, 2000:1242-1245.
- [17] HOWLADER M S A, FRATER M R, RYAN M J. Optimizing sensor identification in long-delay networks to account for maximum frame size and variations in propagation speed [C]// *2008 Australasian Telecommunication Networks and Applications Conference*. IEEE, 2008:240-245.
- [18] PANNETIER B, DEZERT J, POLLARD E. Improvement of multiple ground targets tracking with GMTI sensor and fusion of identification attributes [C]// *2008 IEEE Aerospace Conference*. IEEE, 2008:1-13.
- [19] LANCASTER J, BLACKMAN S. Joint IMM / MHT tracking and identification for multi-sensor ground target tracking [C]// *2006 9th International Conference on Information Fusion*. IEEE, 2006:1-7.
- [20] XIU-CHENG L I. Research on Target Identification Based on Sensor Signals of Ground Motion [J]. *Radio Engineering*, 2014, 44(5):26-29.
- [21] SHUNMUGAM P, KAMARUDIN K, MOSED A A A, et al. Human Identification through Kinect's Depth, RGB, and Sound Sensor [C/OL]// *IOP Conference Series Materials Science and Engineering*. 2019. https://www.researchgate.net/publication/337690961_Human_Identification_through_Kinect's_Depth_RGB_and_Sound_Sensor.
- [22] DRMANAC R. Methods and apparatus for DNA sequencing and DNA identification; U. S. Patent 6,025,136 [P]. 2000-2-15.
- [23] WALKER J A, HUGHES D A, ANDERS B A, et al. Quantitative intra-short interspersed element PCR for species-specific DNA identification [J]. *Analytical Biochemistry*, 2003, 316(2):259-269.
- [24] NATALE C D, PAOLESSE R, COMANDINI P, et al. Identification of schizophrenic patients by examination of body odor using gas chromatography-mass spectrometry and a cross-selective gas sensor array [J]. *Medical Science Monitor*, 2005, 11(8):CR366-CR375.
- [25] WU D, XU H. The progress of identification human body odor by police dog [J]. *Forensic Science and Technology*, 2005, 6(9):1008-3650.
- [26] BUDOWLE B, BUS M M, JOSSERAND M A, et al. A standalone humanitarian DNA identification database system to increase identification of human remains of foreign nationals [J]. *International Journal of Legal Medicine*, 2020, 134(6):2039-2044.
- [27] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system [C]// *Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications, Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*. IEEE, 2000:775-784.
- [28] BIANCHI V, CIAMPOLINI P, DE MUNARI I. RSSI-based indoor localization and identification for ZigBee wireless sensor networks in smart homes [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 68(2):566-575.
- [29] CARPI F, DAVOLI L, MARTALO M, et al. RSSI-based Methods for LOS/NLOS Channel Identification in Indoor Scenarios [C]// *2019 16th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*. IEEE, 2019:171-175.
- [30] HAN K, XING H, DENG Z, et al. A RSSI/PDR-based probabilistic position selection algorithm with NLOS identification for indoor localisation [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(6):232.
- [31] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Tool release: Gathering 802.11 n traces with channel state information [J]. *ACM Sigcomm Computer Communication Review*, 2011, 41(1):53.
- [32] ZENG Y, PATHAK P H, MOHAPATRA P. WiWho: wifi-based person identification in smart spaces [C]// *2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*. IEEE, 2016:1-12.
- [33] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M. Gait recognition using wifi signals [C]// *Proceedings of the 2016 ACM International Joint*

- Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. 2016:363-373.
- [34] ZHANG J, WEI B, HU W, et al. Wifi-id: human identification using wifi signal[C]// 2016 International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). IEEE, 2016: 75-82.
- [35] FENG C, ARSHAD S, LIU Y. Mais: multiple activity identification system using channel state information of wifi signals[C]// International Conference on Wireless Algorithms, Systems, and Applications. Cham: Springer, 2017: 419-432.
- [36] LV J, YANG W, MAN D. Device-free passive identity identification via WiFi signals[J]. *Sensors*, 2017, 17(11): 2520.
- [37] 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.
- [38] YU X D, CHEN W J, WANG D, et al. Deep learning algorithm for non-contact identity recognition[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(4): 122-127.
- [39] WANG D, ZHOU Z, YU X, et al. CSIID: WiFi-based Human Identification via Deep Learning[C]// 2019 14th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE). IEEE, 2019: 326-330.
- [40] ZHOU Z, LIU C, YU X, et al. Deep-WiID: WiFi-Based Contactless Human Identification via Deep Learning[C]// 2019 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCOM/IOP/SCD). IEEE, 2019: 877-884.
- [41] DUAN P S, ZHOU Z Y, WANG C, et al. WiNet: a gait recognition model suitable for wireless sensing scenes[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2020, 54(7): 187-195.
- [42] ZHOU Z Y, SONG B, DUAN P S, et al. Lightweight gait recognition model LWID based on WiFi signal[J]. *Computer Science*, 47(11): 25-31.
- [43] ZHANG L, WANG C, MA M, et al. WiDIGR: direction-independent gait recognition system using commercial Wi-Fi devices [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 7(2): 1178-1191.
- [44] BU Q, MING X, HU J, et al. TransferSense: towards environment independent and one-shot wifi sensing[J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2021, 25(2): 1-19.
- [45] SHAHZAD M, ZHANG S. Augmenting user identification with WiFi based gesture recognition[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(3): 1-27.
- [46] ZHENG R Y. Research on identification technology based on CSI wireless sensing[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [47] Hefei University of Technology. Identity verification method based on gesture signals in WiFi environment; CN201910717874.1[P]. 2019-11-05.
- [48] ZHAO X N. Research on Identity Authentication Technology Based on Channel State Information [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019.
- [49] KONG H, LU L, YU J, et al. Continuous Authentication through Finger Gesture Interaction for Smart Homes Using WiFi[J/OL]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020. https://www.researchgate.net/publication/341536728_Continuous_Authentication_through_Finger_Gesture_Interaction_for_Smart_Homes_Using_WiFi.
- [50] LI C, LIU M, CAO Z. WiHF: Enable User Identified Gesture Recognition with WiFi[C]// IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2020: 586-595.
- [51] LIU X, CAO J, TANG S, et al. Wi-sleep: Contactless sleep monitoring via wifi signals[C]// 2014 IEEE Real-Time Systems Symposium. IEEE, 2014: 346-355.
- [52] CAO Y, WANG F, LU X, et al. Contactless body movement recognition during sleep via WiFi signals[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 7(3): 2028-2037.
- [53] GU Y, ZHANG X, LIU Z, et al. WiFi-based real-time breathing and heart rate monitoring during sleep[C]// 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2019: 1-6.
- [54] RAMEZANI R, XIAO Y, NAEIM A. Sensing-Fi: Wi-Fi CSI and accelerometer fusion system for fall detection[C]// 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHD). IEEE, 2018: 402-405.
- [55] PALIPANA S, ROJAS D, AGRAWAL P, et al. FallDeFi: Ubiquitous fall detection using commodity Wi-Fi devices[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 1(4): 1-25.
- [56] YANG Z, ZHOU Z, LIU Y. From RSSI to CSI: indoor localization via channel response [J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2013, 46(2): 1-32.
- [57] ZHOU J. Research on indoor intrusion detection and behavior recognition based on CSI in wireless sensing network [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [58] BODENHAM D. Adaptive filtering and change detection for streaming data[D]. London: Imperial College London, 2012.
- [59] LIU H, SHAH S, JIANG W. On-line outlier detection and data cleaning[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2004, 28(9): 1635-1647.
- [60] SUOMELA J. Median filtering is equivalent to sorting[J]. *arXiv*: 1406.1717, 2014.
- [61] JIA Y H. Digital Image Processing[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2003.
- [62] LU Y, LU S H, WANG X D, et al. Research review of human behavior perception technology based on WiFi signal[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2019, 434(2): 3-23.
- [63] CHEN Y, ZHU Y, HAO Z, et al. Enhanced Keystroke Recognition Based on Moving Distance of Keystrokes Through WiFi [C]// International Conference on Network and System Security. Cham: Springer, 2018: 237-250.
- [64] 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 & Networking. 2013: 27-38.

- [65] UNAR J A,SENG W C,ABBASI A. A review of biometric technology along with trends and prospects[J]. *Pattern Recognition*,2014,47(8):2673-2688.
- [66] CONNOR P,ROSS A. Biometric recognition by gait;a survey of modalities and features[J]. *Computer Vision and Image Understanding*,2018,167:1-27.
- [67] GREFF K,SRIVASTAVA R K,KOUTNIK J,et al. LSTM: A Search Space Odyssey[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*,2016,28(10):2222-2232.
- [68] CAO X L. Identity authentication method based on dynamic gestures and its implementation on smart phones [D]. Changsha: Central South University,2013.
- [69] LIU J,DONG Y,CHEN Y,et al. Leveraging Breathing for Continuous User Authentication[C]//*Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. 2018:786-788.
- [70] SANAM T F,GODRICH H. A Multi-View Discriminant Learning Approach for Indoor Localization Using Bimodal Features of CSI[J]. *arXiv:1908.07370*,2019.
- [71] KARANAM C R,KORANY B,MOSTOFI Y. Tracking from one side: multi-person passive tracking with WiFi magnitude measurements[C]//*Proceedings of the 18th International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. 2019: 181-192.
- [72] DING Y S,GUO B,XIN T,et al. WiCount:a method of identifying people based on WiFi-CSI[J]. *Computer Science*,2019,46(11):297-303.
- [73] LIU S,ZHAO Y,XUE F,et al. DeepCount:crowd counting with WiFi via deep learning[J]. *arXiv:1903.05316*,2019.
- [74] XIE X H. Research on WiFi-based indoor multi-person activity detection and recognition method[D]. Changsha:Hunan University,2018.
- [75] 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*. 2015:65-76.
- [76] FAWAZ H I,FORESTIER G,WEBER J,et al. Transfer learning for time series classification[C]//*2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*. IEEE,2018:1367-1376.
- [77] FAWAZ H I,FORESTIER G,WEBER J,et al. Deep learning for time series classification: a review [J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*,2019,33(4):917-963.
- [78] FAWAZ H I,FORESTIER G,WEBER J,et al. Deep neural network ensembles for time series classification[C]//*2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE,2019:1-6.



KONG Jin-sheng, born in 1963, Ph. D., professor. His main research interests include intelligent information processing and intelligent systems, intelligent information processing theories and methods.



DUAN Peng-song, born in 1983, Ph. D., lecturer, is a member of China Computer Federation. His main research interests include wireless sensing, IoT and machine learning.