

## 基于 Wi-Fi 感知的多用户身份识别研究

魏忠诚<sup>1,2</sup>, 陈炜<sup>1,2</sup>, 董延虎<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:** 随着无线感知技术的发展, 基于 Wi-Fi 的身份识别研究在人机交互和家居安防等领域备受关注。尽管基于 Wi-Fi 信号的身份识别已经取得了初步的成功, 但是目前主要适用于用户独立行为场景, 并发行为下的多用户身份识别仍然面临着一系列挑战, 包括用户之间的相互干扰以及模型鲁棒性差等问题。因此, 提出了一种并发行为下多用户身份识别系统 Wiblack, 其核心思想是训练一个多分支深度神经网络 (Wiblack-Net) 来提取每个单用户的独特特征。首先, 利用主干网络提取多用户之间的共同特征; 然后, 为每个用户分配一个二分类器以此判断给定群体中是否存在目标用户, 在此基础上基于并发行为实现多个用户身份识别。此外, 将 Wiblack 与多个独立的二分类模型和单个多分类模型进行对比实验, 对运行效率和系统性能进行分析。实验结果显示, 在同时识别 3 个用户身份时, Wibalck 平均准确率达到了 92.97%, 平均精确度为 93.71%, 平均召回率为 93.24%, 平均 F1 值为 92.43%。

**关键词:** Wi-Fi 感知; 信道状态信息; 身份识别; 多人识别; 多分支深度神经网络

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00381

## Research on multi-user identity recognition based on Wi-Fi sensing

WEI Zhongcheng<sup>1,2</sup>, CHEN Wei<sup>1,2</sup>, DONG Yanhu<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 advancement of wireless sensing technology, research on Wi-Fi-based identity recognition has garnered significant attention in fields such as human-computer interaction and home security. While identity recognition based on Wi-Fi signals has achieved initial success, it is currently primarily suitable for scenarios involving individual user behavior. Identity recognition for multiple users in concurrent behavior scenarios still faces a series of challenges, including issues related to mutual interference between users and poor model robustness. Therefore, a Wiblack system for recognizing multiple user identities in a concurrent distribution behavior scenario was proposed. The core idea was to train a multi-branch deep neural network (Wiblack-Net) to extract unique features for each individual user. Firstly, the common features among multiple users were extracted using the backbone network. Then, a binary classifier was assigned to each user to determine the presence of the target user within a given group, thereby achieving identity recognition for multiple

收稿日期: 2023-10-23; 修回日期: 2023-12-08

通信作者: 赵继军, zjjun@hebeu.edu.cn

基金项目: 河北省研究生示范课程建设项目 (No.KCJSX2022090, No.KCJSX2022091); 河北省教育厅科学研究项目 (No.QN-2020193); 河北省省级研究生创新项目 (No.CXZZBS2022024, No.CXZZSS2024098); 邯郸市科学技术研究与发展计划项目 (No.21422031288)

**Foundation Items:** The Graduate Demonstration Course Construction Project of Hebei Province (No. KCJSX2022090, No. KCJSX2022091), The Science Research Project of Hebei Education Department (No.QN-2020193), The Provincial Innovation Funding Project for Graduate Students of Hebei Province (No.CXZZBS2022024, No.CXZZSS2024098), The Handan Science and Technology Research and Development Program (No.21422031288)

users based on concurrent behavior. In addition, experiments comparing Wibalck with several independent binary classification models and a single multiclassification model were conducted to analyze operational efficiency. System performance experimental results demonstrate that when simultaneously identifying the identities of three users, Wibalck achieves an average accuracy of 92.97%, an average precision of 93.71%, an average recall of 93.24%, and an average F1 score of 92.43%.

**Key words:** Wi-Fi sensing, channel state information, identity recognition, multi-user recognition, multi-branch deep neural network

## 0 引言

随着物联网的发展和 Wi-Fi 设备的普及, Wi-Fi 感知技术在无线感知的各领域诞生了许多引人注目的研究, 如动作识别<sup>[1]</sup>、位置识别<sup>[2]</sup>、身份识别<sup>[3]</sup>、轨迹追踪<sup>[4]</sup>、跌倒检测<sup>[5]</sup>、呼吸监测<sup>[6]</sup>、睡眠监测<sup>[7]</sup>等。其中, 用户身份识别一直是人机交互和家居安防的研究热点。目前用户身份识别使用比较广泛的感知设备有摄像机、麦克风、专用传感器、超宽带 (UWB, ultra wideband)、雷达、Wi-Fi 等。

使用摄像机<sup>[8-9]</sup>来捕捉人体动作是一种广泛应用且精确的方法, 但是受到光照和视距问题干扰, 并且面临着隐私问题。麦克风<sup>[10-11]</sup>无须接触物体即可采集周围声音信号, 为用户提供实时非接触的感知体验。然而, 在动态环境及复杂行为场景, 其准确性和可靠性无法保障, 类似于摄像机, 也面临着隐私问题。可穿戴传感器<sup>[12-13]</sup>在人体上可以感知细粒度行为, 但存在传感器携带负担、易遗忘以及成本高昂和安装不便等问题。UWB 技术<sup>[14]</sup>广泛应用于感知领域, 具有亚毫米级别精度和高速数据传输等优势, 但是受高能耗、安全性和制造成本等因素的限制, 影响了其在感知领域的应用。雷达<sup>[15-16]</sup>是常见的感知工具, 可穿透物体实现内部感知, 在复杂环境下稳定可靠, 具备远距离探测和高精度测量能力。然而, 雷达制造成本高、设备体积大, 需遵循安全标准以避免对人体和环境产生影响。Wi-Fi 设备部署广泛、无须携带传感器、非视距感知、受灯光、湿度、温度等环境因素影响较小、高识别精度, 同时具有隐私安全的保证。这些优势吸引了很多身份识别领域的研究者。Wu 等<sup>[17]</sup>利用 Wi-Fi 信号采集人体的信道状态信息 (CSI, channel state information) 进行用户生物特征建模进而实现身份识别。Ding 等<sup>[18]</sup>提出基于深度学习模型的身份识别系统 Wihi, 在两种不同的室内环境下实现身份识别。

虽然基于 Wi-Fi 的身份识别技术取得了一定的成果, 但仍然存在一些不足。例如, 现在大多数的用户身份识别主要适用于用户独立行为场景, 无法同时对多个用户进行身份识别, 这就无法适用于室内场景中存在多用户的情况。在现有基于 Wi-Fi 的多用户身份识别研究中, 同时识别 2 个用户的平均准确率已经达到了 93%<sup>[19]</sup>, 同时识别 3 个用户的准确率为 83.3%<sup>[19]</sup>。文献[20]所提出系统的核心思想是为每个用户设计一个模型, 每个模型能够判断给定群体中是否存在目标用户, 该系统属于基于多个模型的多用户身份识别系统。

为了降低复杂度, 使系统能够一次性输出多用户身份识别的结果, 本文提出一种并发行为下多用户身份识别系统 Wibalck, 无须为每个用户单独设计一个模型。核心思想是训练一个多分支深度神经网络 Wibalck-Net 来提取每个单用户的独特特征。针对  $N$  个用户设计  $N$  个二分类器, 降低身份识别的难度, 每个二分类器通过每个用户独特特征判断给定用户群体中是否存在目标用户, 从而基于并发行为实现  $N$  个用户身份识别。利用二分类器的判定能力, 可以提高系统的性能, 在后续对比实验中, 利用本文提出的无二分类器的八分类模型对 Wibalck 性能进行验证。实验结果表明, 当同时识别 3 个用户身份时, 本文提出模型的平均准确率达到 92.97%, 平均精确度 (precision) 为 93.71%, 平均召回率 (recall) 为 93.24%, F1 值为 92.43%。

本文的主要贡献如下:

1) 提出了一种并发行为下多用户身份识别系统 Wibalck, 通过使用商用 Wi-Fi, 该系统可以并发地识别感知区域内的多个用户身份。为了实现这一目标, 本文引入了一个多分支深度神经网络, 称为 Wibalck-Net, 用于提取每个单用户的独特特征。

2) 将 Wibalck 与多个独立的二分类模型和单个多分类模型进行对比实验, 对运行效率和系统性能

进行分析。实验结果显示，Wiblack的运行效率相比多个二分类模型的多用户身份识别系统高了35.4%，相比于多个二分类模型与单个多分类模型，性能更优。

## 1 相关工作

根据待识别用户的数量，基于Wi-Fi的身份识别技术可以分为单用户独立行为下的身份识别技术和多用户并发行为下的身份识别技术。

2011年，Halperin等<sup>[21]</sup>发布了CSITool，从商用Wi-Fi设备中提取CSI。研究人员可以从CSI数据的幅值或相位信息中提取便于表征用户身份的动作特征。2016年，Zhang等<sup>[22]</sup>利用CSI数据将Wi-Fi感知从活动识别引入身份识别领域。研究结果显示，在识别人数为6时，系统平均识别准确率为77%。同年，Zeng等<sup>[23]</sup>基于用户的步态信息进行身份识别，研究结果显示，在识别人数为6时，系统平均识别准确率为80%。Wang等<sup>[24]</sup>利用CSI生成用户行走的频谱特征，并将50个用户的身份进行分类识别，最终识别率前3的用户平均准确率为87.28%。2020年，Ding等<sup>[18]</sup>基于长短期记忆（LSTM, long short-term memory）网络的深度学习模型，在两种不同的室内环境下，平均准确率为97%。2021年，Zhang等<sup>[3]</sup>通过使用理论通信模型和启发式算法，使得用户的步态不受方向的干扰，实验结果显示，在6人群体中系统的平均识别准确率为90.7%，20人的群体中识别率为75.7%。2023年，Wu等<sup>[17]</sup>利用CSI进行用户生物特征建模进而实现身份识别，实验结果表明，在收集42个用户独立存在的CSI进行身份识别时，系统识别准确率为98%。综上，单用户独立行为下的身份识别技术在某些特定场景下已经基本保证了系统的准确性。

现实场景，多用户比单用户情形更常见，且更具有挑战性，因为识别精度不仅受多径效应的影响，还受用户之间的相互干扰的影响。在多用户场景中，Yang等<sup>[25]</sup>通过在菲涅区中精心部署Wi-Fi收发器的位置，使一对天线监测一位用户，从而完成多人呼吸监测。Guan等<sup>[26]</sup>利用波束成形技术实现对多人呼吸的分离监测。Kong等<sup>[27]</sup>利用Wi-Fi的多径分量对多个用户进行特征表征，并实现多用户的合法性认证。Liu等<sup>[28]</sup>使用基元生成算法检测一个区域内多个用户的动作是否相同，但是该方法无法

做到单独识别每个用户的动作。He和Yang<sup>[29]</sup>通过对多人动作场景的幅值关系建模，采用多层动作幅值分解，实现对多个用户连续动作的识别。Duan等<sup>[30]</sup>利用盲源分离算法将感知范围内不同用户的动作波形进行分离，从而实现对感知范围内不同用户不同动作的识别。然而，由于盲源分离算法的局限性，无法确定分离出的波形属于哪个用户，只能获取感知范围内的动作类别信息。为此，Ou等<sup>[19]</sup>改进了盲源分离算法，提出了一种新的聚类分离算法，用于分离感知范围内多个用户的步态信息。在该方法中，用户之间的间距保持在1~1.5 m，当并发地识别3个用户时，平均准确率达到了83.33%。与本文研究最相关的是Korany等<sup>[20]</sup>的研究，文献[20]提出了一种联合处理信号模型处理CSI，并通过计算墙后人群生成的CSI片段与单独用户候选谱图之间的特征距离来判断某个人群中是否存在目标用户。在识别3个用户时，平均准确率为82%。然而，文献[20]采用的是多模型的多用户身份识别系统，即每个用户都需要一个单独的模型进行重新调参处理。与此不同，本文提出的Wiblack可以通过一个模型实现人群中多个用户身份的识别。总之，无论是识别人数、准确率还是应用场景，多用户并发行为下的身份识别的研究都还处于初级阶段。

## 2 技术基础

### 2.1 OFDM

正交频分复用（OFDM, orthogonal frequency division multiplexing）是一种多载波调制技术，被广泛应用于无线通信系统中。它将高速数据流分割成多个低速子载波，每个子载波之间是正交的，使得多个低速子载波可以在同一频带内并行传输数据。正交频分复用技术的关键思想是将宽带信号分成多个窄带子载波，每个子载波的带宽相对较窄，可以抵抗多径衰落和频率选择性衰落的影响，这样可以提高系统的抗干扰性能和频谱利用效率。OFDM子载波分配如图1所示。

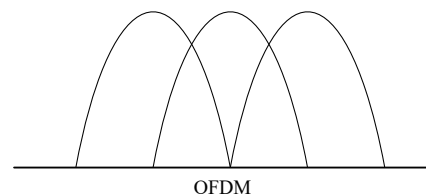


图1 OFDM子载波分配

## 2.2 CSI

CSI属于无线通信协议中的物理层信息，无法直接获取。近年来，有研究人员根据IEEE 802.11n标准结合OFDM技术，这样CSI可以在高吞吐量模式下从物理层获取。具体为，研究人员采用64个子载波中的56个子载波，这些子载波的编号为[-28, -1]和[1, 28]。其中，52个子载波用于数据传输，而剩下的4个子载波则用于导频信号传输。为了避免干扰，仅从这56个子载波中的30个子载波中提取CSI信息。这30个子载波的编号是-28、-26、-24、-22、-20、-18、-16、-14、-12、-10、-8、-6、-4、-2、-1、1、3、5、7、9、11、13、15、17、19、21、23、25、27和28。通过提取CSI信息，可以得到CSI矩阵 $\mathbf{H}$ ：

$$\mathbf{H} = [h_1, h_2, \dots, h_{30}]_{N_t \times N_r} \quad (1)$$

其中， $N_t$ 与 $N_r$ 分别为发射器和接收器的天线数目，每个天线对共有30条子载波。当使用2根发射天线与3根接收天线时，用户特征在不同场景下的对比如图2所示。这些场景的特征将作为本文的原始数据，并输入后续的预处理步骤中。

## 3 Wiblack系统架构

Wiblack系统架构如图3所示，由以下3个模块组成。

1) 数据采集：用户在各种场景下的CSI数据被收集并储存在数据采集模块中。

2) 数据预处理：对数据进行Hampel滤波、线性插值和冗余数据去除。

3) 多用户身份识别：以数据预处理后的CSI幅值数据作为输入。Wiblack-Net建立在多层卷积神经网络和门控循环单元（GRU, gate recurrent unit）上的多分支深度神经网络。通过Wiblack-Net提取单用户的独特特征。最后，为每个用户分配一个二分类器，分类器用于判断用户是否存在，从而完成多用户身份识别任务。

由于多用户身份识别的困难性，目前Wiblack系统仅验证了同时存在3个用户的情况。然而，本文作者团队将致力于处理更复杂的多用户情况，这将需要更为复杂的身份识别模型和数据处理技术。为了清楚起见，本文只关注3个用户的情况。

### 3.1 数据预处理

数据预处理主要是对CSI的幅值信号进行Hampel

滤波、线性插值与冗余数据去除，数据预处理如图4所示。

#### 1) Hampel滤波

在设备采集信号时，需要注意设备内部状态的变化，如发射功率、传输速率等的变化可能导致异常的离群点出现。这些离群点如果不进行处理，将对信号的后续分析产生负面影响。因此，在信号进行后续分析之前需要对原始信号进行离群点去除。目前，Hampel滤波是常用的离群点检测方法之一。该方法通过计算数据的平均值 $\mu$ 和标准差 $\sigma$ ，并设定一个系数 $\gamma$ 来判断哪些点为离群点。具体而言，如果某个点的值不在区间 $[\mu - \gamma \times \sigma, \mu + \gamma \times \sigma]$ 内，则被认为是离群点。通过应用Hampel滤波，可以有效地识别和去除离群点，以保证后续信号分析的准确性和可靠性。

#### 2) 线性插值

在信号采集过程中，受设备和环境等因素的影响，接收到的数据包可能呈现不连续性或时间上的非均匀分布。由于将重复的踏步动作作为身份识别的特征动作，需要采集信号在时间上等间隔分布，以更好地反映动作的连续性。为了实现这一要求，本文采用了根据接收包的时间戳进行线性插值的方法。

具体而言，假设存在两个时间戳 $t_1$ 和 $t_2$ ，对应的信号值分别为 $x_1$ 和 $x_2$ 。计划在这两个时间戳之间进行插值，得到新的时间戳 $t$ 对应的信号值 $x$ 。通过线性插值式(2)，我们可以根据相邻时间戳之间的差值来估计插值点上的信号值，从而使得信号在时间上均匀分布，满足对连续性动作的需求。

$$x = x_1 + \frac{(x_2 - x_1) \times (t - t_1)}{(t_2 - t_1)} \quad (2)$$

#### 3) 冗余数据去除

在数据收集过程中，由于人与机器的反应速度不同，通常在数据开始阶段会出现一段无动作的CSI数据。为了提取活动区间，需要对整体经过线性插值延长后的CSI数据进行截取，如图4(d)所示。目的是去除无动作阶段的冗余数据，只保留对用户行为有意义的部分。对截取后的数据进行分析和处理，以获得关于用户的有用信息。

### 3.2 多用户身份识别

经过数据预处理之后，得到一组包含用户身份信息的CSI数据。假设有3名用户，分别命名为A、B和C。为了提取每个用户的独特特征，本文采用

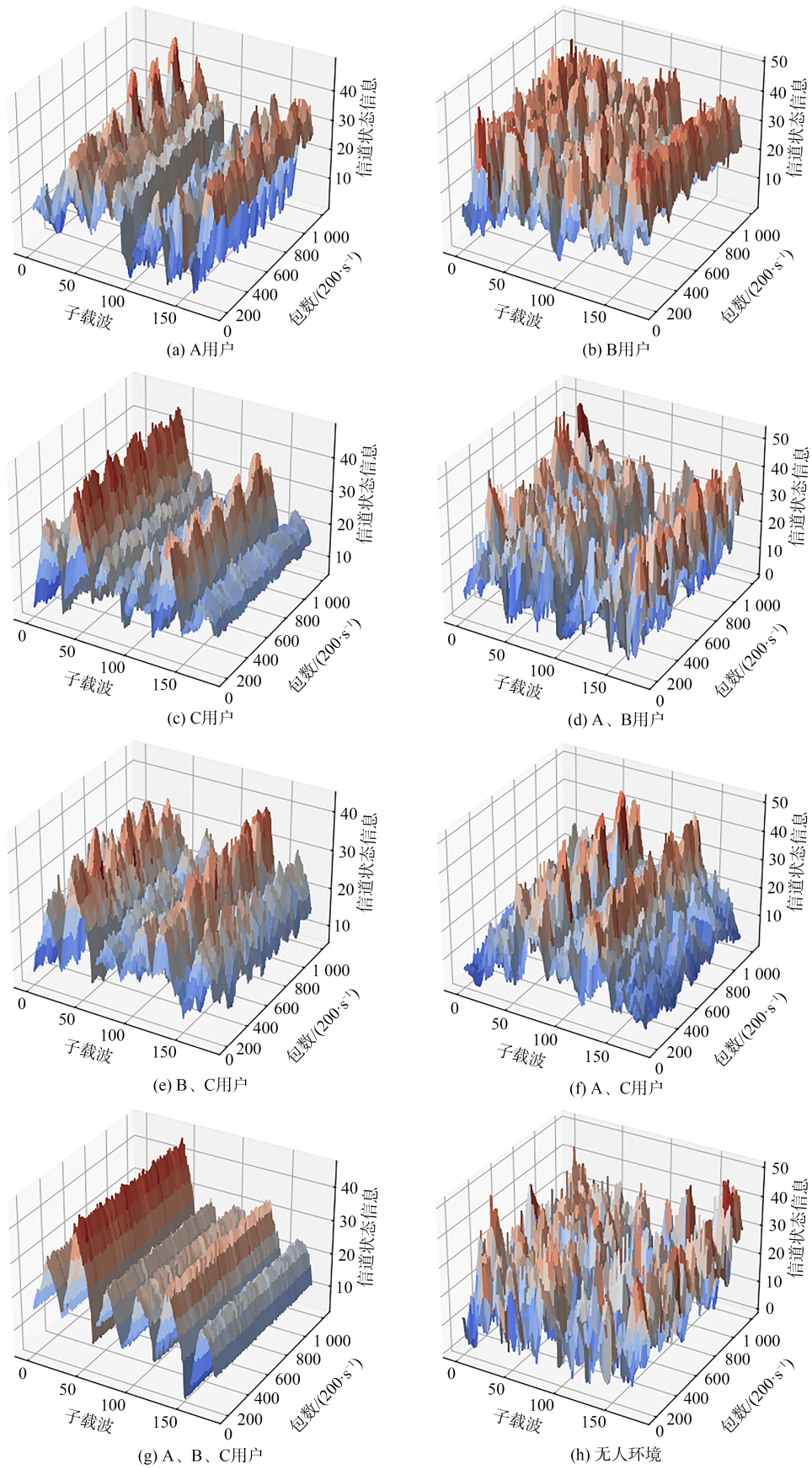


图2 用户特征在不同场景下的对比

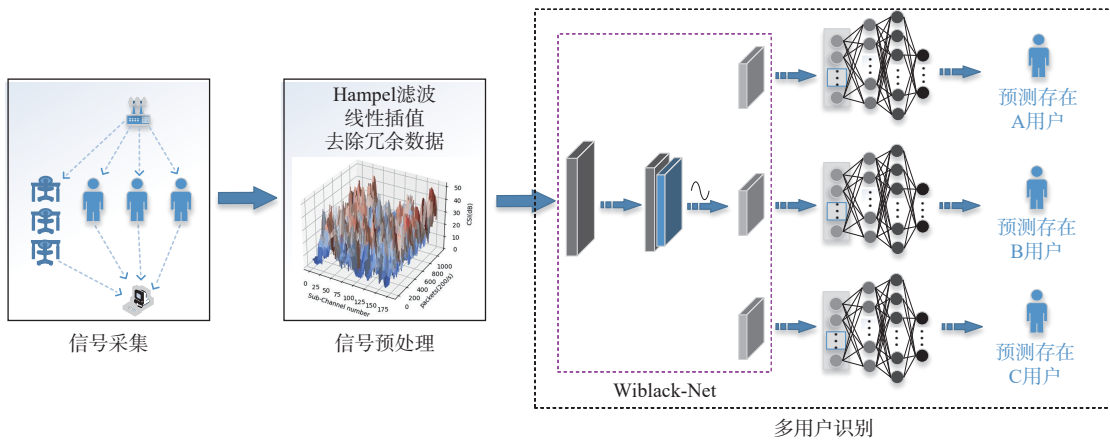


图3 Wiblack系统架构

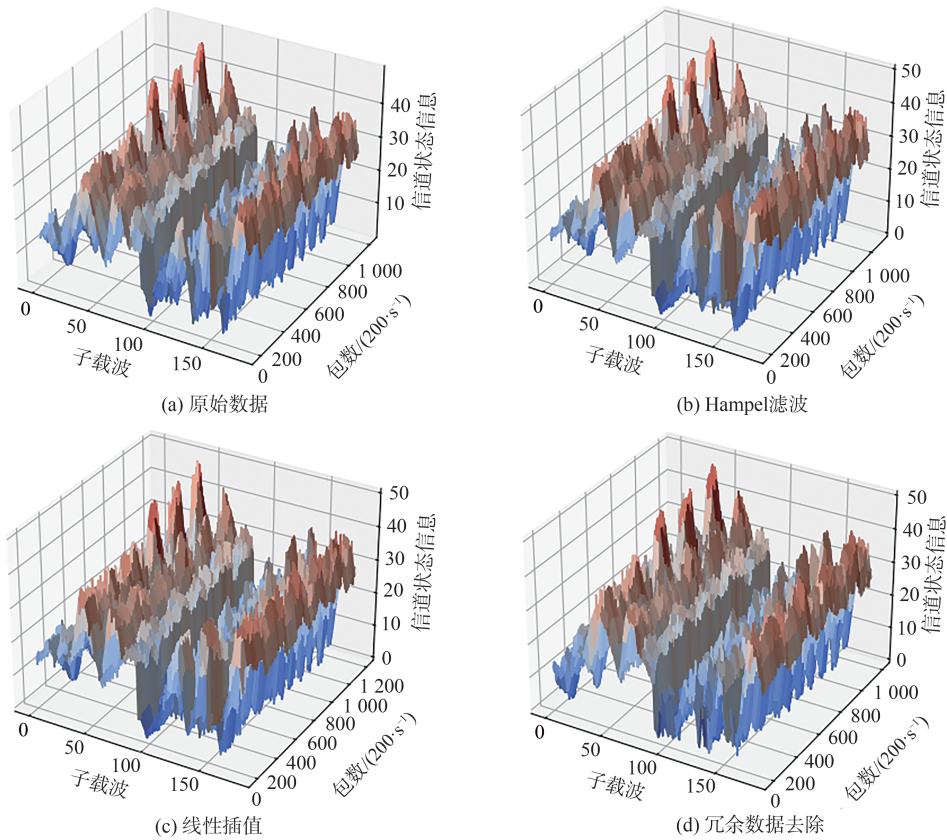


图4 数据预处理

了一种多分支深度神经网络，即 Wiblack-Net。该网络能够处理单用户独立行为和多用户并发性下的多种组合情况，包括单独的用户 A、B、C，以及两两组合的情况如 AB、BC、AC，还包括 3 名用户同时存在的情况 ABC 和无人环境，共 8 种情况。Wiblack-Net 的主干网络用于提取所有用户的特征，主干网络结构由 3 层一维卷积层组成，卷积层之间使用 ReLU 激活函数加强用户特征并减轻梯度消失问题。3 层卷积层的输入通道的数量分别是 1 000、

180 和 100，并且输出通道的数量分别是 180、100 和 60，卷积核的大小分别为  $12 \times 1$ 、 $7 \times 1$  和  $3 \times 1$ ，步长分别为 4、3 和 1。分支部分由 3 个相互独立的 GRU 层组成，GRU 层分别提取 3 名用户各自的独特特征。每个 GRU 层的输入通道数是 11，输出通道数是 256。

为了同时进行 3 个用户的身份识别，我们考虑使用 3 个二分类器。首先，我们使用 Wiblack-Net 提取每个用户的独特特征。然后，我们将这些提取到

的独特特征输入3个二分类器中。每个二分类器的任务是判断在给定的群体中是否存在目标用户。通过对每个用户进行独立的二分类判断，可以确定给定群体中是否存在目标用户。这种方法充分利用了深度学习模型提取到的单个用户身份信息和二分类器的判定能力，实现了多用户的身份识别。使用3个二分类器进行多用户身份识别的好处是提高了系统的性能。最终，通过整合这些判断结果，可以得到最终的多用户身份识别结果。这种方法能够更有效地应对多用户场景，并提供更准确的身份识别能力，多用户身份识别模型如图5所示。

## 4 性能评估

性能评价指标包括准确率（accuracy）、精确率（precision）、召回率（recall）和F1值，本文针对运行效率和性能进行的对比实验如下。

### 4.1 实验设置

实验设备和设置：一台主机，配备了Intel 5300无线网卡，以及一个802.11n协议的Wi-Fi路由器，分别用作接收器和发射器。实验在一个尺寸为5 m×8 m的走廊中进行，实验场景图如图6所示，该走廊内摆放了一些日常使用的桌子和椅子。接收天线和发射天线之间的距离为3 m，天线的放置高度为1 m。主机运行在Linux操作系统上，并通过修改系统内核来调整Intel 5300网卡驱动，从而使用csitool工具获取CSI数据<sup>[21]</sup>。Wi-Fi的工作频率为5 GHz，每个CSI数据包含30条子载波，采样率设置为每秒200个包。

实验中安排了3个用户，如图6(b)所示。用户A站在中间，而用户B和C分别位于A的左右两侧，彼此之间的距离为0.8 m。用户被要求以自然行走时的姿态原地踏步。

评价指标分别为准确率、精确率、召回率和F1值。

#### 1) 准确率

准确率表示为正确预测的正例数和反例数占总数的比例，计算方法如式(3)所示。最终的准确率为所有用户的平均准确率。

$$\text{accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}} \quad (3)$$

#### 2) 精确率

精确率表示预测为正样本的样本中，实际为正样本的比例。精确率考虑的是正样本被预测正确的比例。计算方法如式(4)所示。最终的精确率为所有用户的平均精确率。

$$\text{precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (4)$$

#### 3) 召回率

召回率表示实际为正样本的样本中，预测为正样本的比例。召回率考虑的是正样本召回的比例。计算方法如式(5)所示。最终的召回率为所有用户的平均召回率。

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (5)$$

#### 4) F1值

F1值在兼顾精确率和召回率时是使用调和平均而非算术平均，因为在算术平均中，任何一方对

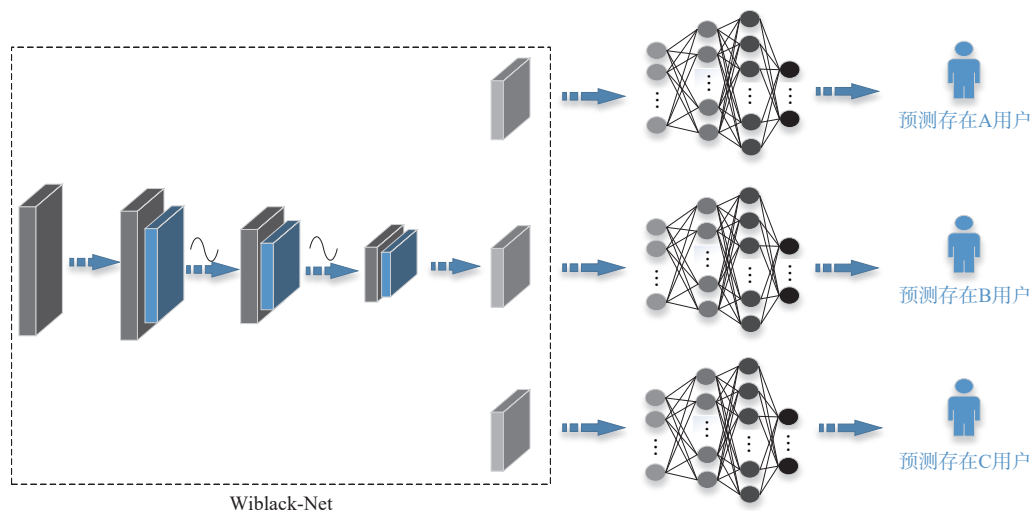
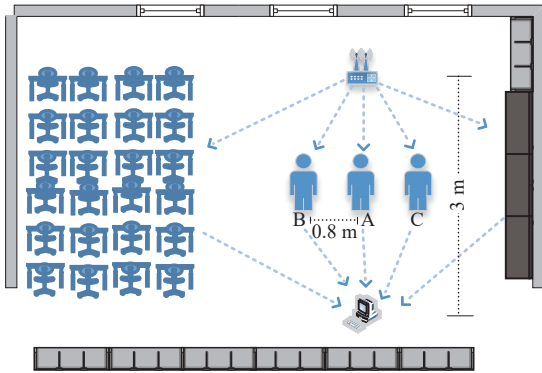


图5 多用户身份识别模型



(a) 实际实验场景图



(b) 室内平面图

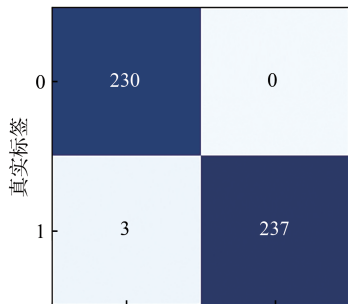
图6 实验场景图

数值增长的贡献相当，那么对数值下降的责任也相当；而调和平均在增长的时候会偏袒较小值，也会惩罚精确率和召回率相差巨大的极端情况，很好地兼顾了精确率和召回率。F1值计算方法如式(6)所示。最终的F1值为所有用户的F1值平均值。

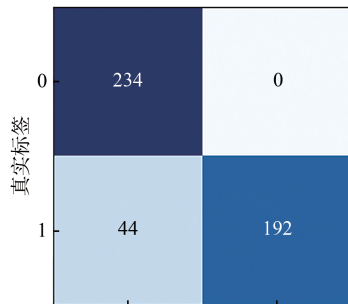
$$F1 = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (6)$$

#### 4.2 Wiblack 系统性能指标分析

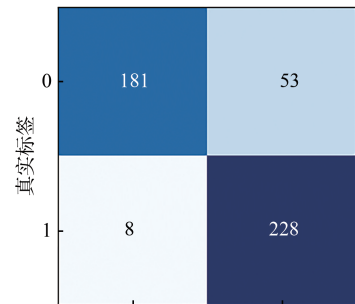
实验数据在如图6所示的走廊中进行采集，使



(a) 用户A混淆矩阵



(b) 用户B混淆矩阵



(c) 用户C混淆矩阵

图7 Wiblack 系统测试结果混淆矩阵

用70%的数据进行训练，30%的数据进行测试，将学习率设置为0.001，共进行60轮的训练。Wiblack系统测试结果混淆矩阵如图7所示。识别的平均准确率为92.97%，其中在3位用户同时存在的场景中，平均准确率达到了99.44%。此外，平均精确率为93.71%，平均召回率为93.24%，F1值为92.43%，所提系统表现出良好的性能。

#### 4.3 Wiblack 系统运行效率分析

为了验证Wiblack系统在运行效率上相较于多模型的多用户身份识别系统有提升，不同系统训练耗时对比如图8所示。Wiblack系统的平均训练时间为16.102 s/次，而多模型的多用户身份识别系统平均训练时间为24.925 s/次，Wiblack比多模型的多用户身份识别系统训练时间减少了35.4%。并且在初始化模型时，多模型的多用户身份识别系统的耗时也约为Wiblack的3倍。可以看出，Wiblack系统相较于多模型的多用户身份识别系统的运行效率更高。

#### 4.4 Wiblack 系统性能对比

为了更好地验证Wiblack系统改进后的性能，需要将其与多模型的多用户身份识别系统进行对比，并参照评价指标进行评估。此外，为了验证使用3个二分类器进行多用户身份识别时提高的系统性能，本文还采用了一个无二分类器的八分类身份识别系统进行对比实验。具体而言，八分类模型是基于CNN+GRU模型，它能提取所有用户组合场景下的所有特征，对特征进行8个不同类别的分类，进而完成多用户身份识别。通过3个模型的评价指标进行分析验证Wiblack系统性能。

不同模型评价指标对比如图9所示，可以看出，Wiblack系统的准确率为92.97%，而多模型的多用户身份识别系统的准确率为91.79%，Wiblack系统的准确率比多模型高1.18%，两者的准确率差

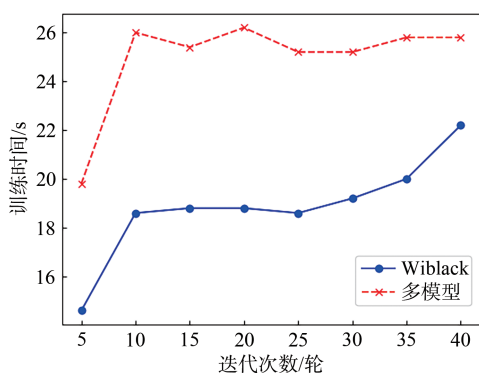


图8 不同系统训练耗时对比

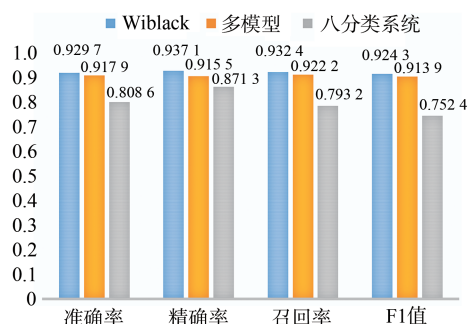


图9 不同模型评价指标对比

异不大，评价指标方面都展现出良好的性能。但是，正如前文所述，Wiblack系统在复杂度和计算时间上较多模型的多用户身份识别系统更具有优势。此外，明显可以观察到八分类系统的性能与前两个系统存在一定差距。八分类模型的准确率为80.86%，相对于Wiblack系统降低12.11%，精确率降低6.58%，召回率降低13.92%，F1值降低17.19%。结果表明，使用3个二分类模型构建的单模型确实改善了Wiblack系统性能。并且，八分类模型存在组合爆炸问题，分类数量为 $2^N$ 。使用3个二分类模型构建的Wiblack系统分类数量为 $N$ ，能有效减缓组合爆炸问题。

#### 4.5 局限性分析

本文使用Wi-Fi进行多用户身份识别实验时存在以下局限性。

##### 1) 个别类别识别不佳

在分别探测用户B、C时，发现任务B对于BC同时在场时识别不佳，而任务C对于AB同时在场时识别不佳。为此，本文首先对原始训练数据使用t-SNE、K-means聚类以及在原始样本的基础上抽样200个样本使用mean-shift聚类，3种方法的样本分布如图10所示。从图10可以看出，数据分布相似，并且样本类别之间存在一定程度的交集。通过

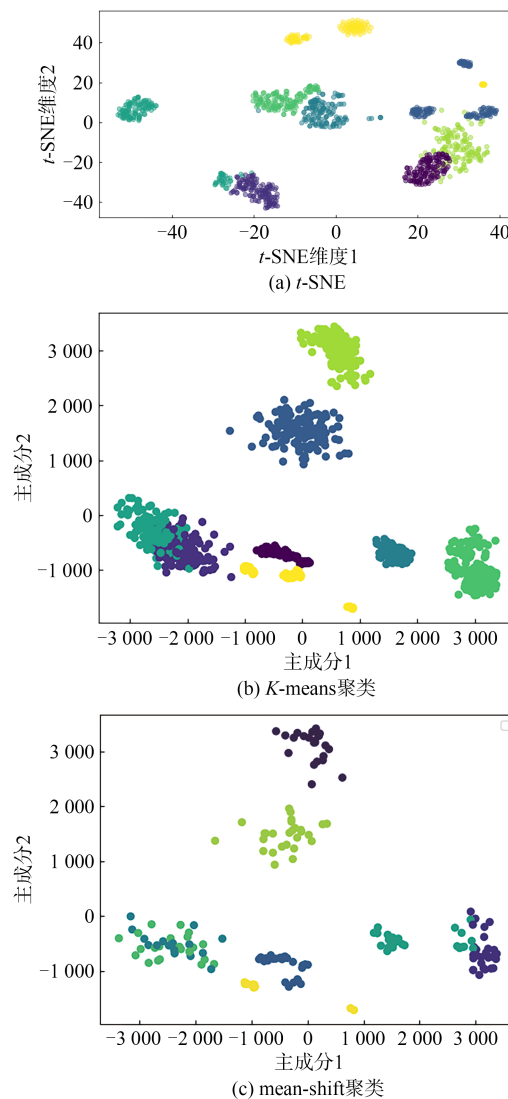


图10 样本分布

计算样本的轮廓系数为0.2552，这表明样本之间存在一些轻微的重叠现象。这些可能是导致任务B、C在某些类别识别性能不佳的原因。

##### 2) 用户移动性与跨环境的限制讨论

目前，作者团队从用户踏步的步态中提取用户身份信息，要求每个用户在固定范围内踏步。自然行走比踏步切割菲涅尔区的范围更大，理论上将包含更多的用户独特特征。但是，目前多用户身份识别还无法跨环境使用，只能用于已训练的环境中，而且必须保证室内环境不能有大范围的变化。

##### 3) 人数限制

目前，多用户身份识别系统仅实现了不超过3人的识别。作者团队尚未进行深入的研究来探索系统对用户数量的上限。因此，所提Wiblack系统目前仅限于同时处理不超过3名用户的身份识别任务。

## 5 结束语

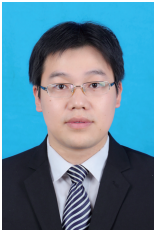
本文提出了一种基于商业 Wi-Fi 设备的多用户身份识别系统 Wiblack, 包括数据采集、数据预处理和多用户身份识别 3 个模块。在数据预处理阶段, 对原始数据进行了 Hampel 滤波、线性插值与冗余数据去除。在多用户身份识别阶段, 通过多分支深度神经网络 Wiblack-Net 提取每个用户的独特特征, 各分支使用二分类判定每个用户是否存在。经过训练, Wiblack 系统可以实现多用户身份识别。实验结果验证了 Wiblack 系统在家居安防或智能办公室等用户群体在 3 人及以内场景中的适用性。在未来的工作中, 首先, 作者团队计划采用对抗训练的方式解决个别类别性能不佳以及环境因素变化所带来的影响等问题; 其次, 作者团队计划利用菲涅尔区模型突破 Wiblack 识别 3 个用户的人数限制, 并且尝试更多包含用户身份信息的信息, 在无感的情况下实现更大规模的多用户身份识别。

### 参考文献:

- [1] XIAO C J, LEI Y, MA Y S, et al. DeepSeg: deep-learning-based activity segmentation framework for activity recognition using WiFi[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(7): 5669-5681.
- [2] CHEN X, LI H, ZHOU C Y, et al. Fidora: robust WiFi-based indoor localization via unsupervised domain adaptation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(12): 9872-9888.
- [3] ZHANG J, WEI B, WU F X, et al. Gate-ID: WiFi-based human identification irrespective of walking directions in smart home[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(9): 7610-7624.
- [4] DING J Y, WANG Y, SI H Y, et al. Three-dimensional indoor localization and tracking for mobile target based on WiFi sensing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(21): 21687-21701.
- [5] HU Y Q, ZHANG F, WU C S, et al. DeFall: environment-independent passive fall detection using WiFi[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(11): 8515-8530.
- [6] BAO N, DU J J, WU C Y, et al. Wi-breath: a WiFi-based contactless and real-time respiration monitoring scheme for remote healthcare[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2023, 27(5): 2276-2285.
- [7] YU B H, WANG Y X, NIU K, et al. WiFi-sleep: sleep stage monitoring using commodity Wi-Fi devices[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(18): 13900-13913.
- [8] SARANYA R, KARTHIKEYAN C, KUMAR V S N, et al. Computer vision on identifying persons under real time surveillance using IOT[C]//Proceedings of 2020 International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [9] HARIKRISHNAN J, SUDARSAN A, SADASHIV A, et al. Vision-face recognition attendance monitoring system for surveillance using deep learning technology and computer vision[C]//Proceedings of 2019 International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking (ViTECoN). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [10] LIU F X, JIANG Q. Research on recognition of criminal suspects based on foot sounds[C]//Proceedings of 2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1347-1351.
- [11] WAN H R, WANG L, ZHAO T, et al. Vector[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2022, 6(3): 1-28.
- [12] YAN J W, LOU P, LI R Y, et al. Research on the multiple factors influencing human identification based on pyroelectric infrared sensors[J]. Sensors, 2018, 18(2): 604.
- [13] VERA-RODRIGUEZ R, MASON J S D, FIERREZ J, et al. Comparative analysis and fusion of spatiotemporal information for footprint recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(4): 823-834.
- [14] MOKHTARI G, ZHANG Q, HARGRAVE C, et al. Non-wearable UWB sensor for human identification in smart home[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(11): 3332-3340.
- [15] ALKASIMI A, SHEPARD T, WAGNER S, et al. Dual-biometric human identification using radar deep transfer learning[J]. Sensors, 2022, 22(15): 5782.
- [16] QIAN K, WU C S, ZHANG Y, et al. Widar2.0: passive human tracking with a single Wi-Fi link[C]//Proceedings of the 16th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2018: 350-361.
- [17] WU Z F, XIAO X Y, LIN C, et al. WiDFF-ID: device-free fast person identification using commodity WiFi[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2023, 9(1): 198-210.
- [18] DING J Y, WANG Y, FU X C. Wihi: WiFi based human identity identification using deep learning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 129246-129262.
- [19] OU R M, CHEN Y J, DENG Y T. WiWalk: gait-based dual-user identification using WiFi device[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(6): 5321-5334.
- [20] KORANY B, CAI H, MOSTOFI Y. Multiple people identification through walls using off-the-shelf WiFi[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(8): 6963-6974.
- [21] 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): 53-53.
- [22] ZHANG J, WEI B, HU W, et al. WiFi-ID: human identification using WiFi signal[C]//Proceedings of 2016 International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). Piscataway: IEEE Press, 2016: 75-82.

- [23] ZENG Y Z, PATHAK P H, MOHAPATRA P. WiWho: WiFi-based person identification in smart spaces[C]//Proceedings of 2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-12.
- [24] 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. New York: ACM, 2016: 363-373.
- [25] YANG Y N, CAO J N, LIU X F, et al. Multi-person sleeping respiration monitoring with COTS WiFi devices[C]//Proceedings of 2018 IEEE 15th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). Piscataway: IEEE Press, 2018: 37-45.
- [26] GUAN L, ZHANG Z Y, YANG X D, et al. Multi-person breathing detection with switching antenna array based on WiFi signal[J]. IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine, 2022, 11: 23-31.
- [27] KONG H, LU L, YU J D, et al. Toward multi-user authentication using WiFi signals[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2023, 31(5): 2117-2132.
- [28] LIU W Y, WANG S Y, WANG L. A multiperson behavior feature generation model based on noise reduction using WiFi[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(6): 5179-5186.
- [29] HE J, YANG W. IMar: multi-user continuous action recognition with WiFi signals[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 6(3): 1-27.
- [30] DUAN P S, LI C, LI J, et al. WISDOM: Wi-Fi-based contactless multiuser activity recognition[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(2): 1876-1886.

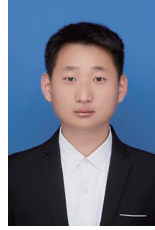
## [作者简介]



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、无线感知。



陈炜(2000- )，男，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、身份识别。



董延虎(1994- )，男，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、身份识别。



连彬(1988- )，女，河北工程大学水利水电学院博士生，主要研究方向为无线感知、智慧水利。



王巍(1983- )，男，博士，河北工程大学信息与电气工程学院教授，主要研究方向为无人机与物联网、优化理论、推荐系统。



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