

# 基于 WiFi 信号的轻量级步态识别模型 LWID



周志一<sup>1</sup> 宋冰<sup>2</sup> 段鹏松<sup>1</sup> 曹仰杰<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 郑州大学软件学院 郑州 450000

<sup>2</sup> 河南警察学院网络安全系 郑州 450046

(zhou\_zhi\_yi@163.com)

**摘要** 身份识别作为普适计算和人机交互领域的重要研究内容,受到研究者的广泛关注。基于 WiFi 信号的传统身份识别方法虽然取得了较大的进展,但仍然面临分类能力弱、模型存储代价高、训练时间长等问题。对此,提出了基于多层神经网络的轻量级步态识别模型(Light Weight Identification,LWID)。该方法首先通过将原始时序数据进行图片化重构,最大限度地保留了不同载波间的特征信息;然后通过设计一种仿生的 Balloon 机制,实现了对网络层中神经元数量的裁剪,并通过联合使用不同尺寸的卷积核,实现了对数据中特征的提取与特征图中通道信息的整合,从而在提高模型分类能力的前提下实现了模型规模的轻量化。实验结果表明,所提模型在 50 人的数据集中取得了 98.8% 的识别率。与传统的基于 WiFi 信号的身份识别模型相比,所提模型具有更强的分类能力与鲁棒性,同时该模型可以压缩至现有同等精度图片识别模型大小的 6.14%。

**关键词**:LWID;步态识别;模型压缩;频率能量图;Balloon 机制

中图法分类号 TP391

## LWID: Lightweight Gait Recognition Model Based on WiFi Signals

ZHOU Zhi-yi<sup>1</sup>, SHONG Bing<sup>2</sup>, DUAN Peng-song<sup>1</sup> and CAO Yang-jie<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Software Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450000, China

<sup>2</sup> Henan Police College network Security Department, Zhengzhou 450046, China

**Abstract** As an important research of pervasive computing and human-computer interaction, identity recognition is widely researched. Although traditional WiFi based identification methods have made good progress, they still face challenges such as limited classification ability, high storage cost and long training time. The above problems motivate us to propose a lightweight gait recognition model based on multi-layer neural networks, which is named as LWID(LightWeight Identification). We firstly reconstruct original time series data into graphs to retain characteristic information among different carriers to the maximum extent. Then we design a bionic Balloon mechanism to tailor neurons in network layer. By combining convolution kernels of different size, we extract data features and integrate channel information in the feature map. The proposed method realizes model scale lightweight with higher classification ability. Experimental results show that the model has 98.8% recognition rate in a 50-person dataset. Compared with traditional WiFi based identification model, LWID has stronger classification ability and robustness. Meanwhile, the model is compressed to 6.14% of current computer vision model size with same accuracy.

**Keywords** Light weight identification, Gait recognition, Model compression, Frequency energy diagram, Balloon mechanism

身份识别作为普适计算和人机交互领域的重要研究内容,近年来受到了研究者的重视。步态识别不同于传统用于身份识别的指纹、虹膜等生物识别技术,这是由于步态具有远距离可收集、无须佩戴专用设备、难以模仿等独特的生物特点,因此受到了学者们的广泛关注<sup>[1]</sup>。借助摄像机获取图像信息<sup>[2]</sup>,利用加速度传感器<sup>[3]</sup>及地面传感器<sup>[4]</sup>获得动作信息,是研究者进行数据采集的常用技术手段。这些设备易受光照、烟雾、障碍物及设备布置成本的影响,使用的局限性较大。

随着 WiFi 设备的迅速普及,基于 WiFi 信号的无线感知

技术正成为当前研究的热点。目前,基于 WiFi 信号的无线感知研究领域主要包括室内定位<sup>[5]</sup>、动作识别<sup>[6]</sup>、手势识别<sup>[7]</sup>和入侵检测<sup>[8]</sup>等。在 WiFi 信号无线感知技术中,根据被检测对象动作幅度的不同,把被检测对象的动作分为细粒度动作与粗粒度动作两类。

根据生理指标的身份识别是细粒度动作的典型代表,主要通过检测被检测对象的呼吸、心跳等生理现象对无线信号的扰动,实现对被检测对象身份的识别。Song 等通过提取心脏跳动对雷达连续波信号的扰动特征,利用支持向量机方法

收稿日期:2020-02-08 返修日期:2020-07-03 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(61972092)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61972092).

通信作者:曹仰杰(caoyj@zzu.edu.cn)

实现了用户身份的识别<sup>[9]</sup>。Patwari 等在 Wi-Fi 环境下,通过监测人体呼吸对 RSSI(Received Signal Strength Indicator)信号的扰动特征,进行了健康监测的探索<sup>[10]</sup>。Wang 等则通过分析人体呼吸对 CSI 数据的影响,提出了一种新型的非接触式身份识别方法<sup>[11]</sup>。

根据步态的身份识别<sup>[12]</sup>是粗粒度动作的典型代表,主要是通过检测被检测对象行走时身体运动姿态对无线信号的扰动,实现对被检测对象身份的识别。根据调研,步态识别研究在基于视频分析技术<sup>[13]</sup>、音频分析技术<sup>[14]</sup>、惯性传感器技术<sup>[15]</sup>和红外传感器技术<sup>[16]</sup>等方面取得了较好的研究成果。而基于 WiFi 信号无线感知技术的步态识别方法与上述技术相比,在对被检测对象进行身份识别时,具有远距离识别、无干涉、易接受、难隐藏等优势,成为了当前学术界和产业界研究的主要方向之一。Shi 等根据人体行走、静止等日常行为对 CSI 数据中的扰动特征进行综合分析,实现了身份识别功能<sup>[17]</sup>。Wang 等在 Wi-Fi 环境下,通过采集和分析步态对 CSI 数据的扰动作用,实现了用户身份识别功能<sup>[18]</sup>。WiWho 是由 Zeng 等提出的基于多径消除去噪、带通滤波去噪,并对 Wi-Fi CSI 数据中有关的步态特征予以提取后用于身份识别的方法,在 2~6 人的群体中的识别准确率为 80%~92%<sup>[19]</sup>。Zhang 等提出的 WiFi-ID 方法利用人体步态对采集到的 Wi-Fi CSI 数据频谱的扰动特征,实现了在 2~6 人情况下 77%~93%的身份识别率<sup>[20]</sup>。Xin 等提出的 FreeSense 方法,则是采用动态时间规整、离散小波变换和主成分分析法等多种方式,分别对所采集的 CSI 数据进行处理,实现了 2~6 人情况下 88.9%~94.5%的身份识别率<sup>[21]</sup>。

基于 WiFi 信号无线感知技术的步态识别研究虽然获得了较高的准确率,但由于 CSI 数据不是单一的数据源,而是信号和信道状态的综合体现,是多种效应叠加的结果,其中包括信号衰落与散射、多普勒频移效应以及功率衰减等效应<sup>[22]</sup>,简单模型无法准确提取有用的步态特征,致使多人样本识别准确度较低。现有基于深度学习的无线信号步态识别研究都是直接使用采集到的时序 CSI 数据流,忽略了步态对不同频率子载波间 CSI 数据扰动的影响,丢失了步态特征。另外,解决时间序列问题的循环神经网络还存在着训练时间长、运算量大等问题。为了提高识别的准确度,复杂模型结构成为了研究者的首选。但是,因复杂模型所需的存储空间大,难以嵌入芯片,导致该技术的产业化应用受到限制。

针对上述问题,本文利用一维卷积核的特性设计了 Balloon 模型压缩机制,并基于该机制构建了 LWID。LWID 通过频率能量图的训练,捕获到了不同子载波之间的空间特征,有效提取了 CSI 数据的高维特征。同时,Balloon 机制的应用减小了网络层间矩阵的规模。实验结果表明,LWID 在 50 人规模的团体中能取得高达 98.8%的身份识别准确率,并且与其他同等精度的模型相比,参数量与训练时间均大幅度减少。

## 1 LWID 概述

### 1.1 问题定义

假设  $X(f, t)$  和  $Y(f, t)$  分别是 WiFi 载波频率为  $f$  的发射信号和接收信号的频域表示。两信号存在如式(1)所示的关系:

$$Y(f, t) = H(f, t)X(f, t) + A(f, t) \quad (1)$$

其中,  $f$  为载波频率,  $H(f, t)$  为载波的信道频率响应(Channel Frequency Response, CFR),  $A(f, t)$  表示环境噪声。

由于存在多路径效应, CFR 可以表示为:

$$H(f, t) = \sum a_n e^{-j2\pi f \tau_n} + \sum a_m(t) \xi(f) e^{-j2\pi f \tau_m(t)} \quad (2)$$

其中,  $\sum a_n e^{-j2\pi f \tau_n}$  为静态环境下的信道频率响应;  $\sum a_m(t) \xi(f) e^{-j2\pi f \tau_m(t)}$  为随时间  $t$  变化的动态 CFR 值, 本文所使用的信道状态信息 CSI 是对 CFR 的采样结果。如式(3)所示,  $H(f_k)$  以复数形式表示第  $k$  个子载波的 CSI 值,  $\|H(f_k)\|$  和  $\angle H(f_k)$  分别表示子载波的幅度和相位。

$$H(f_k) = \|H(f_k)\| e^{j\angle H(f_k)}, k \in [1, k] \quad (3)$$

针对 WiFi 信号中  $n$  个子载波上的 CSI 进行采集时, 每个 CSI 都是大小为  $c * r * n$  的复数矩阵。其中,  $c$  表示空间流的数量, 是一个固定常数;  $r$  为商用路由器上的天线个数。本文将给定天线对和 OFDM 子载波的 CFR 值称为 CSI 流, 在 CSI 的时间序列中有  $c * r * n$  个 CSI 流。本文采取第一空间流中的 CSI 流, 引入时间维度  $t$  将原始的时间序列形式转换为格式为  $n * t * r$  的频率能量图形式。

假设有一个有限大小的数据集  $D_i$ ,  $D_i = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ , 其中  $x$  和  $y$  分别表示频率能量图的集合与被检测对象身份的集合。针对模型复杂等问题, 本文利用卷积网络的工作原理, 设计了基于通道信息整合的 Balloon 机制。在训练数据集  $D_i$  中的所有频率能量图参数  $x$  时, 通过三维卷积核进行步态特征提取, 并与通过一维卷积核提取的低级特征进行跨通道整合后传入下一层网络。本文所描述的身份识别是通过建立一个含 Balloon 机制的多层神经网络, 根据输入的频率能量图  $x$  预测身份标签  $y$ 。

### 1.2 LWID 框架

LWID 的结构如图 1 所示, 主要由数据处理模块和网络模块组成。数据处理模块的功能是创建一个单发射器-单接收器的点对点的 WiFi 测试平台, 获取各个被检测对象在测试范围内的含有步态特征的 CSI 数据; 并对采集到的含有步态特征的 CSI 数据进行预处理, 将其转化为适用于卷积层的频率能量图。网络模块包含的 Balloon 机制是 LWID 的核心机制, 通过对模型进行压缩, 使模型通过训练少量的参数即能建立身份与 CSI 幅值波动两者之间对应的关系映射, 从数据中获取有效的步态特征。最后通过不同志愿者对应的频率能量图, 利用神经网络进行身份识别。

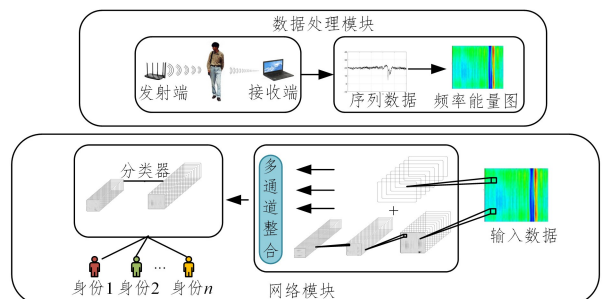


图1 LWID 的结构

Fig. 1 Structure of LWID

## 2 LWID 身份识别方法

### 2.1 卷积神经网络

训练深度神经网络的参数量巨大,千万级的参数量需要耗费大量的计算资源,因此减少模型的参数量是深度学习网络面临的主要难题。目前对深度学习网络的研究主要集中在提高数据集的准确性。对于给定的精度级别,通常采用多个模型架构来实现该精度级别。在精度相当的情况下,参数较少的网络架构导出模型到新客户端的成本较小,可以进行嵌入式部署等。本文通过采用频率能量图,使原始数据比循环神经网络更加适合卷积神经网络。采用卷积神经网络是基于其具有局部感知和参数共享两大特点。局部感知使每个神经元只响应感受野内的区域,完全不关心感受野之外的区域,从而保证了学习到的卷积核对输入的空间局部模式具有最强的响应;而参数共享网络结构更类似于生物神经网络,降低了网络模型的复杂度,减少了参数的数量。

### 2.2 卷积核的选择

LWID 通过一维卷积核与三维卷积核的联合,实现了对网络中数据流的特征提取与通道信息的整合。众所周知,增大卷积核的大小会增加卷积操作的计算量。在相同的滑动步长下,卷积核越大则计算量越大。通过实验发现,较大的卷积核感受野可以通过多个小卷积核堆叠获得。使用小卷积核可获得比大卷积核更加丰富的特征,更多卷积核的使用可使决策函数更具辨别能力。就卷积本身的作用而言,三维卷积核足以捕获特征的变化。多层小卷积核的叠加相当于单一的大卷积核,并且随着网络的加深,多出的非线性 ReLU 函数以及特征的多样性使得网络容量更大,分类能力更强。此外,从模型压缩的角度来说,也应尽量避免大卷积核的使用。如何使用更少的参数获得更深的网络是本文研究的核心内容。本文所设计的 LWID 选用一维卷积核与三维卷积核联合对数据进行处理,其中三维卷积核主要用于提取频率能量图中的特征。

一维卷积核如图 2 所示,其中  $W$  与  $H$  为特征图的长与宽,  $D$  为特征图数量及通道数。虽然一维卷积核只有一个参数,但由于该参数是作用在具有多通道的特征图上,因此多通道上的一维卷积核等价于完成了一个不同通道间的线性组合操作。一维卷积学习了特征图之间的关系,具有解耦的作用,这种解耦可以在不损害模型表达能力的情况下减少参数数量。

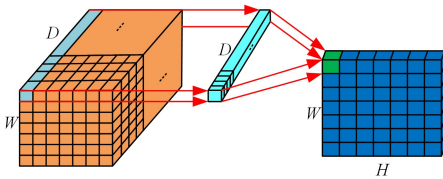


图 2 一维卷积核示意图

Fig. 2 Diagram of one-dimensional convolution kernel

### 2.3 Balloon 机制

通过增加层数来提高模型的识别准确度已成为研究的主流。在模型训练过程中,卷积层中卷积核的数量与大小直接决定了该层的参数运算量以及输入下一层的数据多少。盲目堆叠网络层会使计算量呈爆炸式增长。本文设计了 Balloon

机制,目标是构建结构精简、参数较少,同时保持较高准确性的 CNN 架构。图 3 为 Balloon 机制的示意图。

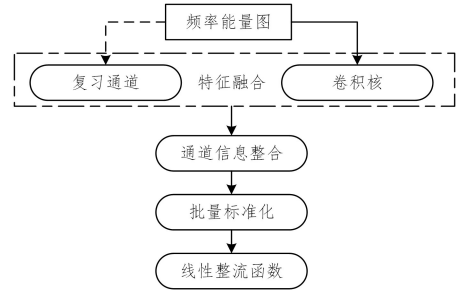


图 3 Balloon 机制示意图

Fig. 3 Schematic diagram of Balloon mechanism

复习通道是借鉴人类学习图形知识时需要同时对原始图形进行多次视觉输入的仿生原理而设计的一种模拟人类复习行为的机制。通过一维卷积核增加原始频率能量图的通道维度后,再与每层输出的特征图进行特征融合,通过这种融合的模型在少量神经元的基础上依然可以达到较高的分类精度;并且由于给每层的特征图加入了恒等映射的部分,减轻了层数加深造成的连接矩阵退化问题。融合后的特征图将通过一维卷积核完成跨通道的交互和信息整合,使得特征图重新获得来自频率能量图的原始信息,同时减少了输入到下一层网络的特征图维度。通过复习通道,每层卷积网络均能接触到来自于原始数据的“低级”特征,使得模型在少量卷积核的情况下依然能保持良好的学习能力。

在卷积神经网络的经典结构中,为了减少参数量,同时预防模型过拟合现象,在卷积层后通常会增加一个最大池化层来完成下采样。但由于频率能量图中包含较大的特征密度,池化操作反而会造成分类精度下降,因此 LWID 中没有增加池化层,而是增加了一个正则化层,这样每个神经元的输入都被固定在同一分布上。增加正则化层的目的是加快模型的训练速度,从而可以使用较高的学习率来训练网络,减少网络重训练的时间。为了提升 LWID 的表达力,本文在设计模型时引入了非线性激活函数,激活操作由线性整流函数 ReLU 完成。

### 2.4 分类器模块

LWID 将步态类型假设分为  $Y(1, 2, \dots, k)$  种,根据输入的频率能量图  $x$  预测出可能的身份  $y$ 。LWID 的目标是解决多分类问题,因此使用 Softmax 函数更为合适。Softmax 函数把一些输入映射为 0-1 之间的实数,并且通过归一化保证其和为 1,利用式(4)计算每个输出类别  $\tilde{y}_i$  的概率。

$$\tilde{y}_i = P(y|X) = \frac{\exp(z_y)}{\sum_{y=1}^k \exp(z_y)}, y \in [1, k] \quad (4)$$

其中,  $z_y$  是输出内容采用全局池化操作的结果。采用全局池化操作,既可以使提取的特征图与最终分类结果之间的转换更加简单自然,又无需数量庞大的训练参数,从而提高了模型的鲁棒性和抗过拟合能力。得到  $\tilde{y}_i$  后,再用 Adam 优化器对预测概率和真实标签之间的交叉熵损失进行最小化训练,计算公式如式(5)所示。

$$L = - \sum y_i \log(\tilde{y}_i) \quad (5)$$

经过多次迭代,LWID 可以较好地完成多人步态识别的功能。实验结果表明,LWID 通过频率能量图、Balloon 和分

类器 3 个模块的协同工作,可以高效完成多人步态特征的精确提取和身份信息的准确分类,在基于 WiFi 信号无线感知技术的步态识别中表现出较好的性能。

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 评估指标

采用准确度、召回率、精确度和 F1 分数对 LWID 的多人步态识别效果进行评估。其中,准确度是正确预测的数量与样本总数的百分比;召回率是正确预测的正类数与原本即为正类的数量的百分比;精确度是正确预测的正类数与预测为正类的数量的百分比;F1 分数是针对召回率和精确度这两个指标不直观,而将两者合并为一个变量得到的指标。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$F_1 = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} \quad (9)$$

其中,TP 表示被预测为正类的正类,即正确预测的正类;FP 表示被预测为正类的负类;FN 表示被预测为负类的正类;TN 表示被预测为负类的负类,即正确预测的负类。

#### 3.2 数据处理

目前的步态识别研究通常将 CSI 数据组织成一维时间序列的形式。部分研究者认为不同子载波中的信息是冗余的,并针对 CSI 子载波之间信息冗余的问题提出了最佳子载波选择模型,用于筛选质量最好的子载波信号。也有研究者利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)法对 CSI 数据进行降维。但不同子载波的信息并非是完全冗余的,动作对信号的影响是多方面的,其特征不仅表现在时间维度上,也表现在频率维度上。因此,各个子载波之间的差异性也是动作识别的重要特征之一。

图 4 展示了同一个体行走对不同子载波的影响。通过实验发现,第 1 子载波、第 15 子载波与第 30 子载波对相同个体在同一时刻的动作敏感程度均不相同。后续实验发现,在其他子载波中也存在这种现象。造成这一现象的原因是不同子载波对身体不同部位的敏感性不同。当环境中的个体行为发生变化时,一部分子载波对胳膊的运动敏感,另一部分子载波对腿部的运动敏感,这取决于子载波波长和动作尺寸是否具有可比性。因此,不同的子载波在同一个体行为发生时包含不同的信息。

无线信道对子载波能量分布的影响如图 5 所示,其中图 5(a)表示不同载波发射能量的分布状况,图 5(b)表示在传输过程中的信道增益,图 5(c)表示各个子载波接收能量的分布变化。这是因为不同的频率能量分布与不同像素值在图片中的分布类似。本文采用一种多维 CSI 数据组织方法——频率能量图。频率能量图的横坐标以时长为单位,纵坐标以子载波数量为单位。由于不同天线所接收的 CSI 数据角度不同,反映了被检测对象穿过最短视距路径的位置差异,因此接收天线数量可以作为一个维度引入频率能量图,对应于普通 RGB 图片的颜色通道维度。对接收端的原始数据预处理后,

即生成相应的频率能量图,其格式与 RGB 图像相似。

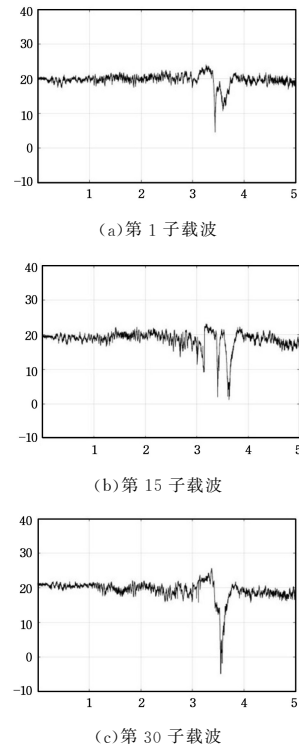


图 4 不同子载波对相同动作的敏感程度

Fig. 4 Sensitivities of different subcarriers to the same action

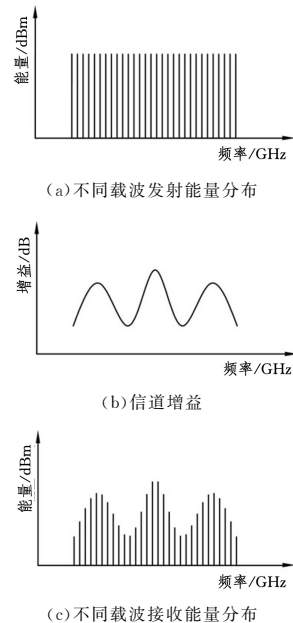


图 5 无线信道对子载波能量分布的影响

Fig. 5 Influence of wireless channel on subcarrier energy distribution

图 6 是从数据集中随机抽取的两个被检测对象 A 和 B,在不同测试周期内的 CSI 信号对应的频率能量图。通过频率能量图对比可知,被检测对象的步态特征在频率能量图上获得了独特显示。从图 6 中可以看到,同一被检测对象的频率能量图具有相似性;不同被检测对象的频率能量图之间差别较大,可以轻易辨识,这是因为频率能量图在包含单一子载波时间关系的同时还包含不同子载波间的相互关系。

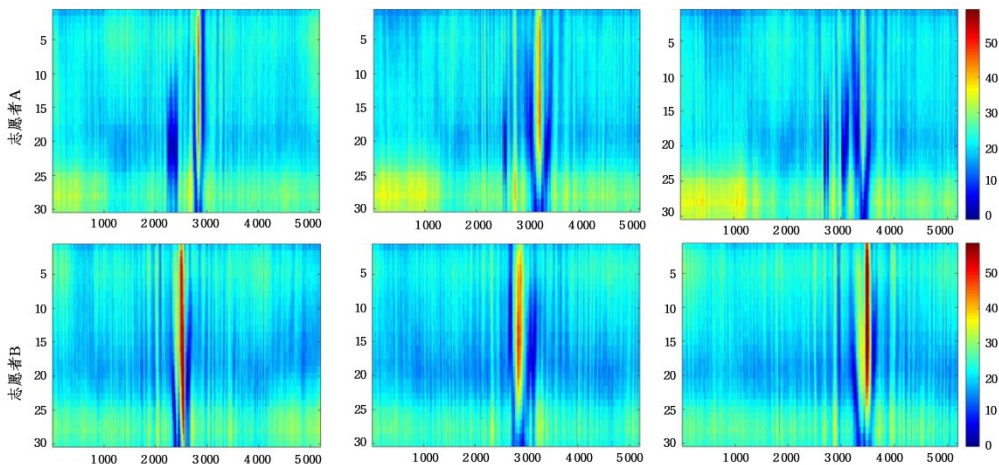


图 6 不同步态对应的频率能量图

Fig. 6 Frequency energy diagram corresponding to different gait

### 3.3 实验设置

为确保实验数据的客观性和代表性,并验证模型在不同结构下的运行效果,本文选择一个较为空旷的实验室进行多人步态识别实验,如图 7 所示。本次实验中,共采集了 50 名志愿者的步态 CSI 数据作为训练集和测试集。为了获得具有代表性和多样性的数据集,征集的志愿者是年龄在 18~30 岁的男女青年。为了准确获取步态特征,在数据采集时,要求每位志愿者以 5 s 的时间间隔垂直穿过发射器和接收器之间的视距路径,往返 80 次。

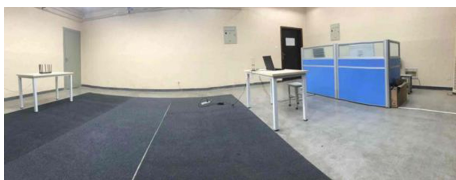


图 7 数据采集环境

Fig. 7 Data acquisition environment

本文实验的发射器是一台无线路由器 (TP\_LINK AC1750),接收器是一台笔记本电脑 (ThinkPad X201)。笔记本电脑配置有无线网卡 (Intel 5300 802.11n) 用于接收 CSI 数据;发射器配置 1 根可检测天线,接收器配置 3 根可检测天线。因此,CSI 数据流为  $3(1 \times 3)$  个,每个 CSI 数据流由经 OFDM 技术调制后发射出的 30 个子载波组成。

本文实验所采集的 CSI 数据流为 90 个。所有实验均在 5 GHz 频率下完成,以保证数据的完整性和准确性。CSI 数据包的采样率在接收端设置为 1000 个数据包/秒。为提取到更多的特征信息,设定滑动步长  $d=200$ ,滑动窗口  $T=600\text{ms}$ ,滑动步长和窗口之间的重叠部分保证了数据分割后的连续性。据此构建了样本数据,生成不同的频率能量图。

在深度学习工具的选用上,本文深度学习框架采用 Keras,模型构建用 Python 语言实现。为了测评模型训练的易行性,LWID 的训练和测试均在一台普通微机上完成,该微机配备一块 NVIDIA 显卡 (1080Ti)。所采集的 CSI 数据均以被检测对象姓名作为标签,用 LWID 对被检测对象的频率能量图进行监督学习。将 LWID 学习率设置为 0.001,并用 Adam 优化器对损失函数进行最小化操作。数据集的数据分为训练

数据和测试数据两部分,其中训练数据占有所有采集 CSI 数据的 80%,剩余 20% 作为测试数据。通过测试集来评价训练完成后的识别效果。

### 3.4 不同通道对模型的影响

为了探索不同复习通道对实验结果的影响,本文设计了两种不同的复习通道,分别定义为简单通道与复杂通道。简单通道的设计是每个含有 Balloon 机制的网络层均只接受经一维卷积核升维后的频率能量图。复杂通道的设计是第  $n$  个含 Balloon 机制的网络层将接受  $n-1$  个经一维卷积核升维后的特征图。如图 8 所示,本实验使用 50 名志愿者的行走数据集,分别用简单通道结构与复杂通道结构进行训练。其中,横轴表示网络层数的变化,纵轴表示模型对数据集识别的准确度和各个实验中模型的大小。

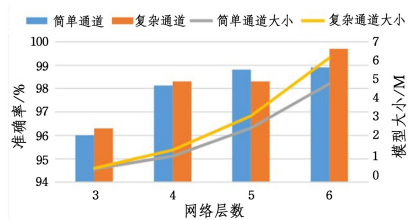


图 8 不同通道结构的对比

Fig. 8 Comparison of different channel structures

由图 8 可以看出,实验中无论是简单通道还是复杂通道,均能保持较小的模型大小;并且随着网络层数的递增,复杂通道的网络结构的准确率要优于简单网络,但其模型大小增加的速度快于简单通道网络。本文的目的是构建更小、更快捷的网络,因此使用简单通道网络来完成后续实验。

### 3.5 不同压缩程度模型的性能比较

LWID 网络的每层 Balloon 机制在融合特征图与复习通道信息后,均会进行一次跨通道的信息整合处理。跨通道的信息整合本质上是一种数据的降维,具有一定的解耦功能;同时,信息整合处理可以极大地减少训练所需的参数量。因此,整合通道是模型轻量化的关键。本文以 3 层 Balloon 网络 (每层卷积操作的神经元分别为 32, 64, 128) 为实例,来验证通道压缩对模型大小与准确度的影响。3 个 Balloon 的通道整合部分的压缩程度对模型大小与精度的影响如表 1 所列,其中

压缩通道数表示 3 层网络经过压缩或升维后的特征图数量。

表 1 不同压缩通道的实验结果对比

Table 1 Comparisons of experimental results of different compression channels

number of compression channels	number of model parameter	model size/MB	Accuracy/%	Accuracy/model size
8/16/32	42260	0.6	95	1.58
16/32/64	54154	0.748	98	1.31
32/16/8	99298	1.3	96.7	0.743
16/16/16	51522	0.71	96.6	1.36
32/32/32	141282	1.8	98	0.54
64/64/64	274562	3.4	97.9	0.28

如表 1 第一行与第二行所列,每层均以  $2^n$  递增的方式得到了较好的结果;第三行模型参数量远大于第二行模型参数量,但准确度却低于第二行模型,这是由于各层卷积操作提取的特征等级不同导致的。浅层的卷积操作提取的是数据的“低级”特征,这些特征的相关性较大,降维后信息损失较少;而深层卷积提取的是更加特殊且复杂的特征,对这些特征进行降维会破坏其特征结构,造成信息丢失。从第 4-6 行所示结果可以看出,增加参数,模型准确度增加,但这是以消耗大量存储空间为代价的,且参数量增大到一定程度后准确度会发生退化。

上述实验表明,模型的参数量与模型准确度有一定关系,依靠增加参数量来提升模型的准确度会造成存储空间的浪费;使用 Balloon 机制的逐层压缩,在保证精确度的前提下,相比于传统网络节约了模型存储空间。

### 3.6 模型评估

#### 3.6.1 不同人数的对比

为了评估 LWID 在不同人数数据集中的识别能力,本文分别使用 10,20,30,40,50 人的数据集训练模型,用准确度、召回率、精确度和 F1 分数对 LWID 的识别能力进行评估。结果如表 2 所列,当识别人数由 10 人增加至 50 人时,LWID 的各项评估指标都较为理想,并未出现明显衰减。

表 2 不同人数结果对比

Table 2 Results comparison of different numbers of people

number of people	Accuracy/%	Recall/%	Precision/%	score
10	100	100	100	1
20	99.6	99.6	99.7	0.996
30	99.3	99.3	99.4	0.993
40	99.3	99.2	99.4	0.992
50	98.8	98.8	98.9	0.988

由上述实验可知,依靠频率能量图较强的特征包含能力和 Balloon 模型精确的特征提取能力,LWID 表现良好,其识别准确度在 10 人组达到 100%,在 50 人组依然达到 98.8%。而现有文献所载的类似研究中,随着人数的增加,由于存在体型相似的被测试对象,这些被测试对象的反射面积相似,所获取的步态特征区分度不明显,导致模型识别准确率明显下降。在本文设计的 LWID 模型中,频率能量图的引入使得网络可以学习到不同子载波之间的关系,这变相增加了特征维度,使得对步态特征的刻画更为全面准确。因此,在增加分类类别的过程中,模型依然表现出较强的分类能力。

#### 3.6.2 不同模型的对比

本文在大厅环境中,以 50 人步态识别实验为例,将 GRU 循环神经网络、全卷积神经网络 FCN、WiID 模型和包含 5 层 Balloon 层的简单通道 LWID 进行对比实验。本文选取在时间序列处理方面和图片数据处理方面最为经典的两个模型 GRU(包含 2 个 GRU 层)和 FCN(包含 3 个卷积层)来与本文模型进行对比实验。选择 WiID 模型,是由于该模型为现有文献中利用 CSI 信号进行身份识别的最新模型。以上模型均在数据集容量为 10~15 人的身份识别中表现出良好的性能。

在 50 人样本下,不同模型的实验结果对比如表 3 所列。

表 3 50 人样本下不同模型的实验结果

Table 3 Experimental results of different models with 50 samples

model	Accuracy/%	Recall/%	Precision/%	score	model size /MB
GRU	75.7	75.6	76	0.758	3.12
WiID	65.6	65.4	66.0	0.657	2.2
FCN	93.0	93.2	94.1	0.936	14
LWID	98.8	98.8	98.9	0.988	2.7

从表 3 可以看出,随着识别人数提升至 50,GRU 和 WiID 模型的识别准确度、召回率、精确度和 F1 分数均有明显下降;FCN 模型的各项评估标准虽衰减较小,但可以看出其模型规模远大于 LWID。LWID 由于采用了频率能量图和 Balloon 机制,能够较完整及准确地提取 CSI 信息中蕴含的步态特征,且消耗较少的计算资源,其识别性能在 4 个对比模型中表现最好,在实验中达到了 98.8% 的识别准确度,在基于 Wi-Fi 感知的步态识别对比实验中表现最好。

**结束语** 本文提出了一种简洁、高效的神经网络模型 LWID,用于对不同个体的 WiFi 信号进行身份识别。针对传统深度神经网络存在的参数量大、训练时间长以及分类性能不佳等问题,本文设计了一种结构紧凑的神经网络。该模型对不同个体的信道状态信息进行分类,在保证良好分类能力的前提下降低了模型的复杂度。与其他基于深度学习技术的步态识别方法相比,本文提出的方法具有更高的识别率和运算效率;与传统的步态识别方法相比,LWID 摆脱了对人工提取特征的依赖,实现了端到端的身份识别。本文在单人身份识别的精度上已达较高水平。多人同时身份识别是当前研究的一大挑战。未来将在 LWID 的基础上研究如何在复杂的环境中分离出复数受测者的无线信号,并分别识别出身份,进一步提高 WiFi 信号下身份识别的应用价值。

### 参考文献

- [1] CONNOR P, ROSS A. Biometric recognition by gait: A survey of modalities and features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 167:1-27.
- [2] WU Z F, HUANG Y Z, WANG L, et al. A comprehensive study on cross view gait based human identification with Deep CNNs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(2):209-226.
- [3] ZHANG Y T, PAN G, JIA K, et al. Accelerometer-based gait recognition by sparse representation of signature points with

- clusters [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 45(9): 1864-1875.
- [4] AL-NAIMI I, WONG C B, MOORE P, et al. Multi-modal approach for non-tagged indoor identification and tracking using smart floor and pyroelectric infrared sensors [J]. *International Journal of Computational Science and Engineering*, 2017, 14(1): 1-15.
- [5] WANG J, JIANG H, XIONG J, et al. LiFS: Low Human-Effort, Device Free Localization with Fine-Grained Subcarrier Information [C] // *Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2016: 243-256.
- [6] HAN C, WU K, WANG Y, et al. WiFall: Device-Free Fall Detection by Wireless Networks [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications*. 2014: 271-279.
- [7] LI H, YANG W, WANG J, et al. WiFinger: Talk to Your Smart Devices With Finger Grained Gesture [C] // *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, 2016: 250-261.
- [8] LI S J, LI X, NIU K, et al. AR-Alarm: An Adaptive and Robust Intrusion Detection System Leveraging CSI from Commodity Wi-Fi [C] // *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*. 2017: 211-223.
- [9] SONG C, LIN F, ZHUANG Y, et al. Cardiac scan: A non-contact and continuous heart-based user authentication system [C] // *Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. 2017: 315-328.
- [10] PATWARI N, WILSON J, ANANTHANARAYANAN S, et al. Monitoring breathing via signal strength in wireless networks [J]. *IEEE Trans. Mobile Comput.*, 2014, 13(8): 1774-1786.
- [11] WANG H, ZHANG D Q, MA J Y, et al. Human respiration detection with commodity WiFi devices: Do user location and body orientation matter? [C] // *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp'16)*. ACM, New York, NY, USA, 2016: 25-36.
- [12] JIN K, CHEN S C. Status and Development of Gait Recognition [J]. *Computer Science*, 2019, 47(S1): 30-34.
- [13] BRUTTI A, CAVALLARO A. Online cross-modal adaptation for audiovisual person identification with wearable cameras [J]. *IEEE Transactions on Human-machine Systems*, 2017, 47(1): 40-51.
- [14] ALAM M R, BENNAMOUN M, TOGNERI R, et al. A joint deep Boltzmann machine (jDBM) model for person identification using mobile phone data [J]. *IEEE Trans. Multimedia*, 2017, 19(2): 317-326.
- [15] MATSUMURA R, SHIOMI M, MIYASHITA T, et al. Who is interacting with me? Identification of an interacting person through playful interaction with a small robot [J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2014, 44(2): 169-179.
- [16] XIONG J, LI F, LIU J. Fusion of different height pyroelectric infrared sensors for person identification [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(2): 436-446.
- [17] SHI C, LIU J, LIU H, et al. Smart user authentication through actuation of daily activities leveraging WiFi-enabled IoT [C] // *Proc. 18th ACM Int. Symp. Mobile Ad Hoc Netw. Comput.*. Chennai, India, 2017: 1-10.
- [18] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M. Gait recognition using WiFi signals [C] // *Proceedings of the 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. 2016: 363-373.
- [19] ZENG Y, PATHAK P H, MOHAPATRA P. WiWho: WiFi-based person identification in smart spaces [C] // *Proceedings of the 15th International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2016: 1-12.
- [20] ZHANG J, WEI B, HU W, et al. Wifi-id: human identification using WiFi signal [C] // *Proceedings of the International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems*. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2016: 75-82.
- [21] XIN T, GUO B, WANG Z, et al. Freesense: Indoor human identification with WiFi signals [C] // *Proceedings of the IEEE Global Communications Conference*. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2016: 1-7.
- [22] OHARA K, MAEKAWA T, MATSUSHITA Y. Detecting state changes of indoor everyday objects using WiFi channel state information [J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 28.



**ZHOU Zhi-yi**, born in 1993, postgraduate. His main research interests include application of deep learning in the field of WiFi.



**CAO Yang-jie**, born in 1976, Ph.D. His current research interests include computer vision and intelligent computing, artificial intelligence and high-performance computing.