

WiCount:一种基于 WiFi-CSI 的人数识别方法

丁亚三 郭斌 辛通 王沛 王柱 於志文

(西北工业大学计算机学院 西安 710072)

摘要 人数识别即是对一定区域内活动人数的监测计数,在人群控制、流量监管等方面有着重要应用。例如,在百货商场或者机场中,对排队人数或者服务区休息人数进行估计可以为提升服务质量做出贡献。目前,研究人员已提出了一些基于摄像头和可穿戴设备的人数识别方法,但是这些方案均存在一些不足,例如摄像头只能提供可视范围内的监控,可穿戴设备需要被监控对象有意识地穿戴。也有一些学者利用雷达相关技术实现了穿墙式感知识别,但是这类系统设计复杂,应用成本较高,多用于军事领域。文中提出了一种基于 WiFi 信号的室内人数识别方案 WiCount,其利用信道状态信息(Channel State Information,CSI)的幅值波动来刻画室内人数的变化,利用机器学习算法实现对人的计数。WiCount 旨在进行更细粒度的室内人数识别,即人在室内任意位置时该方法均能准确识别人数。它根据室内人数与 CSI 幅值变化的关系,提取了有效的数学特征,减弱了相同人数在室内不同位置所产生的 CSI 幅值波动差异,然后通过训练 3 种分类器(SVM、KNN、BP 神经网络)来识别监测区域内的人数。在实验室和会议室分别部署了验证系统,结果显示,在人数规模较小的情况下,所提方法的识别效果良好。其中,实验室环境下,不超过 4 人时,系统的识别率达 90%;会议室环境下,不超过 2 人,在监测区域内任意位置活动时,系统的识别率可达 89.58%。

关键词 人数识别,信道状态信息,无线感知,WiFi 感知,机器学习

中图分类号 TP399 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/jsjcx.191100506C

WiCount: A Crowd Counting Method Based on WiFi Channel State Information

DING Ya-san GUO Bin XIN Tong WANG Pei WANG Zhu YU Zhi-wen

(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract Crowd counting is the process of monitoring the number of people in a certain area, which is crucial in traffic supervision, etc. For example, counting people waiting in lines at airports or retail stores could be used for improving the service. At present, some methods based on videos (or images) and wearable devices have been proposed, but there are some shortcomings in these schemes. For example, the camera can only monitor within the range of sight distance, and wearable devices need people to wear them consciously. Some scholars have made use of radar related technology to realize the number, but its cost is very high. In this paper, an indoor crowd counting scheme, WiCount, based on WiFi signals was proposed. WiCount aims at a fine-grained indoor people counting scheme, which can accurately identify the number of people at different positions. According to the relationship between the number of indoor people and the amplitudes fluctuation of CSI, features are extracted, which are contributed to mitigate the difference of CSI data produced by the same number of people in distinct positions, and then three classifiers (SVM, KNN, BP Neural Network) are trained to identify the number of people in the monitoring area. Prototype systems is implemented in a laboratory and a meeting room respectively, and the recognition is fine when the number of people is on the small side. In the laboratory, the accuracy is up to 90% in the case of no more than 4 persons. In the meeting room, the results show that no matter where people move, the accuracy can reach 89.58% in the case of no more than 2 persons.

Keywords Crowd counting, Channel state information, Wireless sensing, WiFi sensing, Machine learning

到稿日期:2018-10-07 返修日期:2018-12-27 本文受国家自然科学基金(61772428,61725205),国家重点研发计划(2017YFB1001803)资助。

丁亚三(1995-),男,硕士生,CCF 会员,主要研究方向为无线感知;郭斌(1980-),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为普适计算、移动群智感知,E-mail:guob@nwpu.edu.cn(通信作者);辛通(1993-),男,硕士生,主要研究方向为无线感知;王沛(1995-),男,硕士生,主要研究方向为无线感知;王柱(1983-),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为普适计算、社会网络分析;於志文(1977-),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为普适计算、社会感知计算。

1 引言

人数识别即是对监测环境中的活动人群进行估计,在物联网应用场景中有着极其重要的作用。比如:在车站或者机场中,管理者可以根据目前等待的人数适当调整发车时间或登机时间,避免拥挤;在百货商场中,利用人数识别可以发现消费者的兴趣点,得到目前排队人数,从而改善商场的服务。同时,人数估计也在智能家居中有着广泛应用,智能设备可以根据室内的人数来主动调整光照、通风等设施,给用户更舒适的体验。除此之外,人数识别在安全管理方面也有重要作用,在需要控制人流密度的场所,人数识别技术可以为管制部门提供参考。

人数识别工作一直备受关注,并且已经有了很多应用,比如节日中的人群计数^[1]、地铁站人流控制^[2]等。传统的识别方法大多基于计算机视觉技术,通过分析一段视频或若干图片来估计某个场景中的人数^[2-5]。虽然基于图像识别的方法可以高效地识别出被监测区域的人数,但是环境中的光照条件会对视频(或者照片)的质量造成较大的影响。另一方面,如今智能手机也被大量应用在感知场景中,比如在智能手机之间建立一个 Ad-hoc 网络^[6]。利用手机内置的近端联网机制(比如蓝牙)或者音频处理机制即可感知接近的人群密度^[7-9]。尽管基于智能手机的感知方法有着广阔的应用前景,但该方法需要每个被测者主动开启手机中的相关功能,不能做到被动感知。此外,以接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)为基础的基于无线信号的人群计数方法因不需要用户携带有关设备,并且可以实现被动感知,故得到了迅速发展^[10-11]。研究人员通过分析 RFID 标签^[12-13]或者 ZigBee 节点的 RSS^[14]来识别被监测区域的人数。然而,现有大多数基于 RSS 的测量方法的精度不高,其原因在于射频波在室内传播过程中存在着多径效应,当信号遇到障碍物时会被反射衰减,且 RSS 信号本身不够稳定,导致仅凭 RSS 不能刻画更多的信道信息。

目前,由于 WiFi 接入点的大量部署,研究人员开始尝试利用 WiFi 信号的接收信号强度指示(Received Signal Strength Indicator, RSSI)及信道状态信息(Channel State Information, CSI)进行人数识别。现有的工作倾向于找到覆盖范围内的人数识别上限,例如从 7 个人^[15]到 16 个人^[16],以及理论上的 22 个人^[17];但他们将识别误差设置为 2 个人,且对人在不同位置的活动状态没有进一步研究。而本文的工作旨在进行细粒度的室内人数识别,在室内人数规模较小的情况下能对人在室内不同位置的活动具有较好的鲁棒性。本文提出了一种基于 WiFi-CSI 的室内人数估计方法——WiCount,该方法利用普通的商用 WiFi 设备构建单发射器-单接收器的人数识别系统。这一工作主要面临以下两个方面的挑战。

(1)对 WiFi 信号在室内多径传播效果的有效刻画。WiFi 信号在遇到人体时会发生反射、散射等作用,因此多人在室内的活动会对信号的多径传播产生较大的影响。人数识别的关键在于收集尽可能丰富的多径传播信息,进而发现可

以有效刻画人数的特征。如何有效利用 CSI 信息进行人数识别是本文的一大挑战。

(2)系统鲁棒性的提升。人与发射端(接收端)的距离会影响信号由发射端到接收端的传播距离,导致接收信号功率不同,由此引起 WiFi-CSI 幅值波动产生较大差异。如果有人人在发射端附近行走,当他到达远离发射端的位置时,监测区域内的人数并没有改变,但是两种状态下的 CSI 幅值产生了较大差异。在这种情况下,如何精确识别出室内人数,是我们需要解决的另一研究挑战。

针对上述挑战,本文主要从以下方面进行研究。

(1)利用全部可接收到的子载波 CSI 幅值信息构造表征其波动状态的特征。由于不同子载波的中心频率不同,因此它们到达接收端的功率也不同,利用这样的频率选择性衰减,可以充分刻画 WiFi 信号在室内的多径传播效果。同时,利用全部子载波的 CSI 幅值数据可以充分保持接收数据的灵敏度信息。

(2)WiCount 通过对 CSI 幅值数据进行标准化处理来提高系统的鲁棒性。WiCount 对降噪后的数据进行归一化处理,减弱人在不同位置活动引起的 CSI 幅值波动的差异;然后按照一定的时间窗口对归一化处理的 CSI 幅值数据进行截取,分别计算其时域及频域特征,构建表征其波动状态的特征集。提取特征之后,WiCount 分别利用 SVM, KNN 及 BP 神经网络分类器进行人数识别。

由于多人在室内的活动位置和活动状态众多,为了便于研究和验证,本文分别在实验室和会议室中部署了验证系统并招募了 4 名志愿者进行数据获取和人数识别。实验结果显示,在实验室中,志愿者在监测区域内随意行走,人数识别准确率可达 90%;在会议室中,对人在监测区域内的活动方式及位置做出了进一步的限定,识别准确率可达 89.58%。这说明 WiCount 识别方案在人数规模较小的环境中表现良好。

第 2 节介绍了利用 CSI 来进行人数识别的相关工作;第 3 节为 WiCount 系统的整体设计概述;第 4 节详细介绍了利用 WiCount 系统进行人数识别的方法;第 5 节为 WiCount 实验验证,主要包括实验的具体实施以及对实验结果的分析;第 6 节对实验结果及系统的优缺点进行了简述;最后总结全文。

2 相关工作

2.1 基于 WiFi-RSSI 的人数识别

WiFi 接入点的大规模部署促使研究人员利用 WiFi 来测量被监测区域的人数。Yoshida 等提出了通过分析商用 WiFi 设备接收到的 RSSI 数据来估计人数的方法^[18],其采用线性回归和支持向量回归的方法,能够实现 77.2% 的识别准确率(不超过 7 人)。然而当室内人数增多时,信号的多径效应增强,使得 RSSI 不再随信号传播距离的增加而单调变化,人数与 RSSI 不再具有一一对应关系,从而限制了测距精度^[19]。

2.2 基于 WiFi-CSI 的人数识别

近几年来,CSI 开始受到研究人员的重视。CSI 作为一种细粒度的信息,能够同时得到多个子载波的幅频响应,可以更

加精细地描述信道的状态。

目前,CSI 可以通过 Intel 5300 NIC^[20]以及 Atheros 9390 NIC^[21]收集到。Mohan 等^[15]提出了一种基于信道状态信息的无设备室内人流密度估计方法。该方法根据不同子载波接收 CSI 的幅值、标准差不同的原理,在不丢失关键信息的情况下,利用机器学习的方法(决策树、支持向量机及 K 最近邻算法)对 CSI 幅值进行分类训练,其中基于权值的 KNN 算法能达到 99.8% 的准确率。该方法虽然正确率很高,但是在不同的房间中,需要重新进行训练。Domenico 等^[16]提出了一种将 CSI 矢量简化为二维特征空间的方法,并采用线性分类器进行人群计数,在误差范围为 2 个人的情况下,该方法的正确率可达 80%。同时,该方法在一个房间训练之后,仍可以应用到其他房间中。然而,该方法提取了大量的特征,组成的特征序列需要大量的计算过程。Xi 等^[17]从理论上探讨了被监测区域人数和无线信道状态变化之间的关系,并通过非零元素占比矩阵(Percentage of non-zero Element, PEM)来度量 CSI 与人群数量之间的关系,在误差范围为 2 个人的情况下,室内正确率可达 98%,室外识别率可达 70%。Mohammadmoradi 等^[22]开始尝试利用 CSI 信噪比来进行室内人数的识别,该方法将收发节点放置在门口,通过检测信号信噪比的变化来判断进(出)门口的人数,结果表明,该方法能够检测的同时进门的人数不超过 4 人。Cheng 等^[23]将深度学习的方法应用到人数识别中,通过扩展 CSI 幅值的特征维数来提高人数识别准确率。结果表明:当人处在固定位置时,该方法的识别率可达 96.90%;当人在房间内移动时,该方法的识别率可达 88.66%。

与前人的工作相比,本文按照时间窗口对标准化后的 CSI 幅值数据进行截取,通过计算其时域和频域特征构建特征集,运用机器学习的方法训练得到了人数识别模型,使得系统有较好的鲁棒性。

3 WiCount 系统概述

3.1 CSI 数据描述

通常,在无线通信领域,信道的多径效应可以用信道冲激响应(Channel Impulse Response, CIR)来描述:

$$h(\tau) = \sum_{k=1}^N a_k e^{-j\theta_k} \delta(\tau - \tau_k) \quad (1)$$

其中, a_k 表示第 k 条路径的幅度衰减, θ_k 表示相位偏移, τ_k 表示时间延迟, N 表示传播的路径条数, $\delta(\tau)$ 表示狄利克雷脉冲函数。

为了更直观地描述信号的多径传播,对 $h(\tau)$ 进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT),得到无线信道的频率响应(Channel Frequency Response, CFR),它可以从幅频特性和相频特性两方面来刻画信号:

$$\mathbf{H}(f_i) = \|\mathbf{H}(f_i)\| e^{j \sin|\angle \mathbf{H}(f_i)|} \quad (2)$$

其中, $\angle \mathbf{H}(f_i)$ 代表相位; $\mathbf{H}(f_i)$ 是中心频率为 f_i 的子载波的信道状态信息,即 CSI。CSI 描述了 WiFi 信号从发射端到接收端的传播过程,并且携带无线信号发生反射、散射等作用的信道属性。

在一个正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)系统中,接收器接收到的信号可定义为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N} \quad (3)$$

其中, \mathbf{Y} 表示接收信号向量, \mathbf{X} 表示发射信号向量, \mathbf{N} 表示环境噪声向量,而 \mathbf{H} 表示数据包中的 CSI 信息。在 Intel 5300 网卡中能够获得 30 个子载波的 CSI 信息,即 \mathbf{H} 可以表示为:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2, \mathbf{H}_3, \dots, \mathbf{H}_{29}, \mathbf{H}_{30}] \quad (4)$$

3.2 问题分析

为了提高人数识别的准确率,需要提取出能够描述 WiFi 信号在室内多径传播效果的有效特征。WiFi 信号可通过视距路径和非视距路径,由发射端传播到接收端。在视距路径中,每个子载波传输信号所通过的路径几乎相同,接收功率近似,在对全部子载波的接收功率进行标准化处理后并无明显差别;而在非视距路径中,信号的传输路径千差万别,到达接收器时,信号经过了不同程度的衰减,通过标准化处理可以发现不同子载波的接收功率差别较大。这说明在非视距路径下,更能刻画出信号的多径传播效果。因此,人的活动对接收信号的影响主要是对非视距路径传播信号的影响^[24]。

此外,虽然子载波的 CSI 数据是高度相关的,但是不同的数据流在不同子载波下的 CSI 特征并不完全相同^[15]。这是因为在一个信道带宽为 20MHz 的 OFDM 系统中,无论是基于 802.11 n/ac 协议,还是 802.11 a/g 协议,发送信号都是由 64 个间隔为 312.5kHz 的子载波组成的。在 802.11n 协议中,有 52 个子载波携带数据信息,且每个子载波的中心频率不同,因此从发射端到接收端的衰减程度不同,利用频率选择性衰减可以有效地刻画 WiFi 信号传播的多径效果。

根据弗林斯传输方程,接收端信号的接收功率 P_{Rx} 为:

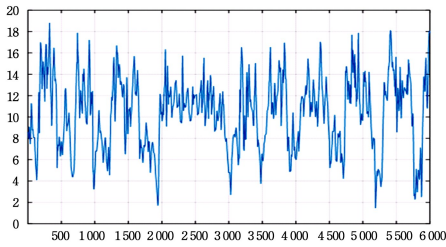
$$P_{Rx} = P_{Tx} T_b G_r^2 G_t^2 (\lambda/4\pi d)^4 \quad (5)$$

其中, P_{Tx} 为信号发射功率, T_b 为信号传播损失, G_r 和 G_t 分别为发射天线、接收天线增益, d 为信号传输距离。由式(5)可知,当人距离发射端较近时,信号经人体反射到达接收端的距离 d 较小,则接收功率较大,CSI 幅值波动较大;而当人距离发射端较远时,虽然室内的人数并没有改变,但是由于信号传播距离 d 增大,信号接收功率 P_{Rx} 降低,导致 CSI 幅值波动较小。

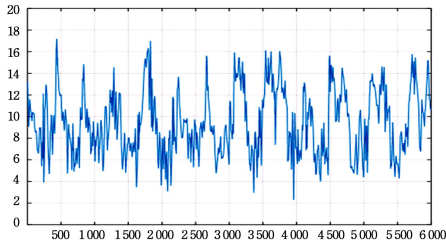
图 1(a)、图 1(b)分别展示了 1 人在靠近发射端活动和远离发射端活动时的 CSI 幅值波动情况(图中横坐标为数据包序号,纵坐标为 CSI 幅值,单位为 dB)。易知图 1(a)中 CSI 的波动范围更大,但是两种状态的波形图均为 1 人在室内进行活动产生的,为了平衡这种差异,需要对 CSI 幅值数据进行标准化处理。

综上,我们可以得出:

- (1) 在非视距路径下的 CSI 幅值信息更能刻画信号的多径传播;
- (2) 不同接收天线的不同子载波的 CSI 信息对信号传播的刻画程度不同;
- (3) 相同人数在室内不同位置活动所产生的 CSI 幅值波动有较大差异。



(a)1人在靠近发射端附近活动



(b)1人在远离发射端附近活动

图1 距发射端不同位置的CSI幅值波动

Fig. 1 CSI amplitude fluctuations at different locations

3.3 系统框架

本系统的结构如图2所示,主要包括数据获取、数据预处理、特征提取及分类模块。

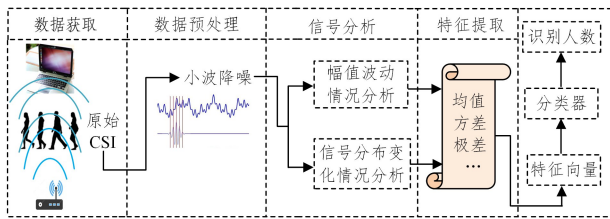


图2 系统框架

Fig. 2 System framework of WiCount

数据获取模块:系统搭建了单发射器-单接收器的WiFi监测环境,不断获取不同数量人员在监测区域内进行活动的CSI数据。

数据预处理模块:对获取的原始CSI数据进行预处理,主要是数据去噪。

特征提取模块:根据CSI幅值波动情况进行分析,得到人数与CSI幅值波动的关系模式,对预处理后的数据提取有效的特征。

识别模块:针对不同人数对应的不同CSI幅值数据,利用机器学习的方法训练人数识别模型。WiCount分别利用SVM,KNN及BP神经网络的方法训练模型,以进一步完成对人数的识别。

4 WiCount人数识别方法

利用CSI进行人数识别主要基于以下原理:人在室内的活动会对WiFi信号的传播造成一定的影响,当室内人数增多时,对WiFi信号的影响愈加明显,进而在信道状态信息中产生特定的模式,通过分析信道状态信息的波动情况,即可有效估计出环境中的活动人数。因此,利用CSI来进行人数识别的关键是找到CSI幅值波动与室内活动人数的关系。

4.1 数据预处理

WiCount系统包含2根发射天线和3根接收天线,接收到的每个数据包中包含6个数据流,每个数据流包含30个子载波,因此接收到的数据包可以获得一个180维的向量($2 \times 3 \times 30$),即180个子载波。为了消除数据中高频噪声的影响,本系统首先利用小波变换对一维信号进行自动消噪。

对降噪后的全部子载波数据进行归一化处理,将CSI幅值波动限定在统一范围内,以减弱人在室内位置差异导致的CSI幅值变化的影响。同时,WiCount利用机器学习的方法进行人数识别,数据归一化可加快梯度下降求得最优解的速度。

WiCount利用离差标准化对降噪后的CSI幅值数据进行线性变换,使其落在 $[0,1]$ 之间,具体的转化函数为:

$$\mathbf{X}^* = (\mathbf{X} - \min(\mathbf{X})) / (\max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})) \quad (6)$$

其中, $\min(\mathbf{X})$ 和 $\max(\mathbf{X})$ 分别为当前子载波幅值数据的最小值和最大值。考虑到较短时间内的数据很难包含所有人的活动状态(因为不同人的活动间隙发生的时间不同),WiCount选定了一个合适的时间窗口,使其足够包含全部人员的活动状态,然后利用时间窗口对CSI数据进行进一步的处理。

4.2 特征选择

图3展示了180个子载波的CSI幅值随室内人数增加的波动情况,图3(a)~(c)均为200个数据包(2s数据)的CSI幅值波动图。从图3可以看出,随着人数的增加,CSI幅值波动范围越来越大,变化效果越来越显著,从而很好地印证了利用CSI幅值波动来进行人数识别的工作原理。

根据CSI幅值波动的变化,WiCount以180个子载波CSI幅值的均值、标准差、均方根值以及极差为特征来表征CSI幅值的波动情况。在本系统中,每次按一个时间窗口计算数据的特征,构成特征向量,如式(7)所示。

$$\text{feature} = [m, r, s, rg] \quad (7)$$

其中, m 为全部子载波的均值, r 为全部子载波的均方根值, s 为标准差, rg 为极差。

若设定时间窗口为5s,则均值部分的特征数据如表1所列。在表1中,S表示子载波,其后的序号是该子载波在180个子载波中的序号,即S179表示的是第30个子载波中第6个数据流。

表1 均值部分样本数据的展示

Table 1 Sample mean data

(单位:dB)

人数	S1	S5	S124	S179
0	30.00606	5.96749	31.19641	12.26437
0	30.01011	5.95893	31.24753	12.28169
1	30.43456	8.12793	32.67589	11.64497
1	30.44923	7.74129	32.42197	12.52016
2	30.85241	9.84141	35.73906	10.14985
3	31.50158	8.29143	33.01739	7.23746
3	31.53509	8.78291	34.96194	7.48826
4	31.27351	5.54203	28.11151	8.16786

从表1中可以看出,随着人数的增多,S1列的数据近似呈单调递增的趋势,而S179列的数据近似呈单调递减的趋

势,说明人数与 CSI 幅值的均值在一定程度上存在着单调关系。

提取有效特征之后,分别利用 SVM,KNN 及 BP 神经网络分类器进行训练和测试,得出人数识别结果。

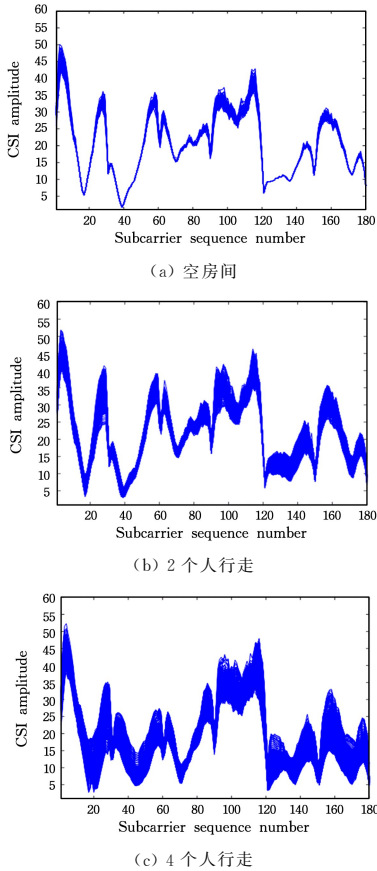


图 3 180 个子载波幅值波动图

Fig. 3 180 subcarriers amplitude fluctuation

5 WiCount 实验验证

5.1 实验设置

WiCount 以一个拥有 2 个发射天线的路由器作为发射器,以一台带有 Intel WiFi Link 5300 网卡的联想 ThinkPad 笔记本电脑为接收器。笔记本电脑中搭载 Ubuntu 14.04 LTS 操作系统,并且装有 CSI TOOL 工具^[25]。终端向路由器发送 ICMP 数据包,然后从路由器发送的 ICMP 应答报文中解析出 CSI 信息。

本系统主要采集了两个环境下的 CSI 数据:(1)一个小型实验室,面积大约为 20 m²,发射器与接收器之间的距离约为 2.5 m,实验室内有较多的桌椅及众多的实验设备,多径成分较多;(2)一个学术会议室,面积大约为 48 m²,发射器与接收器之间的距离约为 3.5 m,会议室内有一张长桌及 10 张摆放整齐的椅子,与环境(1)相比,该环境中多径成分较少。

在两种环境下,不同数量的志愿者在非视距路径下进行活动。在环境(1)中,被测者在非视距路径区域中慢速行走,行走路线任意,但是每个人行走的范围保持一致。共设置了 5 种情况(空房间、1 个人、2 个人、3 个人、4 个人),在每种情况下采集 20 min 的数据。在环境(2)中,系统对人在室内的位

置及活动方式进行了限定,由于多人在室内的位置及行走方式情况众多,构建数据集比较繁琐,本系统以室内 1 人及 2 人的不同状态进行实验。假设靠近发射端的一点为 a ,靠近接收端的一点为 b ,靠近视距路径中心的一点为 c ,则获取的数据有如下几种情况:(1)1 个人分别在 b 点及 c 点持续挥动手臂(或弯腰或转身),然后保持静止;(2)1 个人在 a 点,另 1 个人在 c 点,2 人同时持续挥动手臂(或弯腰或转身),然后保持静止;(3)2 人并排,同时从 a 点出发,慢速行走,往返于 a, c 两点;(4)1 人在 a 点,1 人在 c 点,2 人同时相向行走;(5)2 人在 a 点与 c 点之间的区域随意慢速行走。

对原始数据进行小波去噪,应用的小波基为“db3”,分解的层数为 5 层。

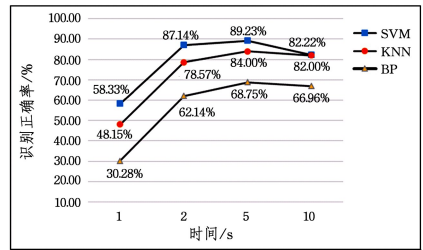


图 4 不同时间窗口下的识别准确率

Fig. 4 Accuracy under different time windows

经过反复实验,WiCount 最终确定的处理时间窗口为 5 s,图 4 显示了不同时间窗口下 3 种分类器的准确率。当 $t=5$ s 时,分类器有较好的表现,则本系统以 5 s 的数据为一个样本,分别计算其均值、标准差、均方根值以及极差来组成特征向量,对特征向量进行标准化处理后组成数据集,其中 50% 用于训练,50% 用于线下测试。

5.2 结果分析与讨论

图 5 展示了未对数据集进行标准化的识别准确率与标准化后的识别准确率,可以看出,标准化后 3 种分类器的识别准确率均有不同程度的提高。

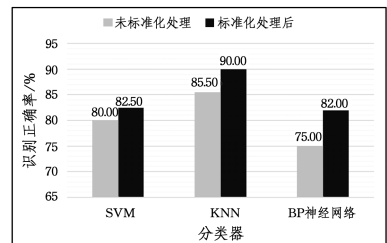


图 5 特征向量标准化前后的识别效果

Fig. 5 Recognition rate before and after normalization

图 6 是在实验室中利用 SVM、BP 神经网络及 KNN 进行人数识别所得结果的混淆矩阵图。

图 6(c)中,空房间、1 个人及 2 个人的数据均被 100% 正确分类,而 3 个人和 4 个人的数据均有 20% 被错分到另外一类。在图 6(a)和图 6(b)中,同样是 3 个人与 4 个人的识别错误率较高,在 SVM 的分类结果中,有 50% 的 3 个人的数据被分到了 4 个人的类别中。

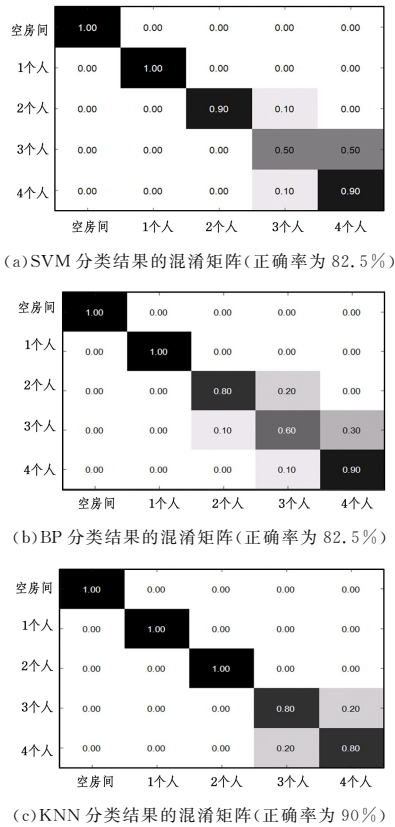


图 6 实验室中分类器识别结果的混淆矩阵
Fig. 6 Confusion matrix of system built in the lab

表 2 为 3 种分类器的相关参数设置,在该参数设置下, WiCount 在会议室中也取得了良好的识别效果(KNN 分类器的准确率为 89.58%,SVM 的准确率为 83.33%,BP 神经网络的准确率为 73.61%)。

表 2 3 种分类器的参数设置

Table 2 Three classifiers' parameter settings

分类算法	参数
KNN	$k=2$ "cityblock"
SVM	$-s\ 0\ -t\ 1\ -c\ 2\ -g\ 1$
BP 神经网络	隐层节点数[30,20,10]

图 7 是在会议室中利用 KNN 分类器进行人数识别所得结果的混淆矩阵图,识别率为 89.58%。在混淆矩阵的分类标签中,“1”表示空房间,“2”表示 1 人在接收端附近活动,“3”表示在接收端附近保持静止;“4”表示 1 人在视距路径中点处活动,“5”表示在此处静止;“6”“7”“8”分别表示 2 人并排行走、相向行走及任意路径行走;“9”和“10”分别是 1 人在发射端附近、1 人在接收端附近活动以及保持静止的情况。

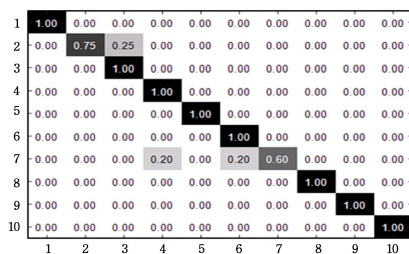


图 7 会议室中 KNN 识别结果的混淆矩阵
Fig. 7 Confusion matrix of KNN in the meeting room

图 7 显示,分类错误主要出现在第 2 类与第 3 类、第 7 类与第 6 类及第 4 类中。换言之,室内 1 人在视距路径中点处活动时的情况与该人在此处静止时的情况并没有完全区分开,而且 2 个人相向行走的情况有 20% 被错误认为 1 个人在接收端附近活动。从两个实验环境下的分类结果中可以看出,3 个人与 4 个人的样本均没有被较好地分开,这可能是由于这两种情况的 CSI 幅值波动信息本身非常类似,也可能是在采集数据时被测者过于靠近导致没有充分展示出人数增加的特征。

结束语 本文提出了一种基于 WiFi-CSI 的室内人数识别方法——WiCount。该方法对人在室内的不同位置有较强的鲁棒性;同时为了尽可能保留采集到的 CSI 信息,在进行特征提取时,利用有效的时间窗口对全部子载波进行了处理。实验结果显示,当室内人数不超过 4 时,利用 KNN 分类器的 WiCount 系统可达到 90% 的准确率;当限定人在室内的活动方式且人数不超过 2 时,最高正确率达到 89.58%。可以看出,在人数规模较小的室内环境下,WiCount 系统有着较好的人数识别效果。

多人在室内的位置及活动方式众多,未来仍然需要提取出更有效的特征来刻画室内的人数。由于本系统旨在进行更细粒度的人数识别工作,因此对人在室内的活动位置和活动状态进行了限制。考虑到多人在室内活动状态的多样性,目前在训练和测试时还未对大量的室内人数进行实验,未来将尝试对更多的人数进行识别,以适应更大人数规模的应用场景。此外,本系统需要经历线下的训练过程,在未来的工作中,将对自适应的人数识别系统进行探讨。

参 考 文 献

[1] WEPPNER J, LUKOWICZ P. Collaborative Crowd Density Estimation with Mobile Phones [C] // 2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom). IEEE, 2012: 193-200.

[2] LI M, ZHANG Z, HUANG K, et al. Estimating the number of people in crowded scenes by MID based foreground segmentation and head-shoulder detection [C] // International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2009: 1-4.

[3] CHAN A B, LIANG Z S J, VASCONCELOS N. Privacy preserving crowd monitoring: Counting people without people models or tracking [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2008). IEEE, 2008: 1-7.

[4] IDREES H, SALEEMI I, SEIBERT C, et al. Multi-source Multi-scale Counting in Extremely Dense Crowd Images [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2013: 2547-2554.

[5] SUBBURAMAN V B, DESCAMPS A, CARIN-COTTE C. Counting People in the Crowd Using a Generic Head Detector [C] // IEEE Ninth International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance. IEEE, 2012: 470-475.

[6] LIYANAGE M, CHANG C, SRIRAMA S N. mePaaS: Mobile-Embedded Platform as a Service for Distributing Fog Computing

- to Edge Nodes[C]// International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies. IEEE, 2017;73-80.
- [7] KANNAN P G, VENKATAGIRI S P, CHAN M C, et al. Low cost crowd counting using audio tones[C]// ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems. ACM, 2012;155-168.
- [8] VERSICHELE M, NEUTENS T, DELAFONT-AINE M, et al. The use of Bluetooth for analysing spatiotemporal dynamics of human movement at mass events; a case study of the Ghent Festivities[J]. Applied Geography, 2012, 32(2):208-220.
- [9] WEPPNER J, LUKOWICZ P. Bluetooth based Collaborative Crowd Density Estimation with Mobil-e Phones[C]// IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom). IEEE, 2013;193-200.
- [10] NAKATSUKA M, IWATANI H, KATTO J. A study on passive crowd density estimation using wireless sensors[C]// The 4th Intl. Conf. on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU 2008). IEEE, 2008;54-59.
- [11] SCHAUER L, WERNER M, MARCUS P. Es-timating Crowd Densities and Pedestrian Flows Using Wi-Fi and Bluetooth [C]// International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems; Computing, Networking and Services. ACM, 2014; 171-177.
- [12] DING H, HAN J, LIU A X, et al. Human object estimation via backscattered radio frequency signal[C]// Computer Communications. IEEE, 2015;1652-1660.
- [13] YUAN Y, ZHAO J, QIU C, et al. Estimating Crowd Density in an RF-Based Dynamic Environment[J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 13(10):3837-3845.
- [14] FADHLULLAH S Y, ISMAIL W. A Statistical Approach in Designing an RF-Based Human Crowd Density Estimation System[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016, 12;1-9.
- [15] MOHAN L, CHII C, SATISH N S, et al. Indoor People Density Sensing using Wi-Fi and Channel State Information[C]// ACM 14th EAI International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems; Computing, Networking and Services. ACM, 2017;37-47.
- [16] DOMENICO S D, SANCTIS M D, CIANCA E, et al. A trainee-dance crowd counting method using differential WiFi channel state information[C]// Proceedings of the 3rd International on Workshop on Physical Analytics. ACM, 2016;37-42.
- [17] XI W, ZHAO J, LI X Y, et al. Electronic frog eye: Counting crowd using WiFi [C] // IEEE INFOCOM 2014-IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2014;361-369.
- [18] YOSHIDA T, TANIGU-CHI Y. Estimating the number of people using existing WiFi access point in indoor environment[C]// Proceedings of the 6th European Conference of Computer Science (ECCS'15). 2015;46-53.
- [19] YANG Z, ZHOU Z, LIU Y. From RSSI to CSI: Indoor localization via channel response [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2013, 46(2):25-25.
- [20] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Tool release: Gathering 802. 11n traces with channel state information [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(1):53-53.
- [21] SEN S, LEE J, KIM K H, et al. Avoiding multipath to revive in-building Wi-Fi localization[C]// Proceeding of the 11th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. ACM, 2013;249-262.
- [22] MOHAMMADMORADI H, YIN S, GNAWA-LI O. Room Occupancy Estimation Through WiFi, UWB, and Light Sensors Mounted on Doorways[C]// Proceedings of the 2017 International Conference on Smart Digital Environment. ACM, 2017; 27-34.
- [23] CHENG Y K, CHANG R Y. Device-Free Indoor People Counting Using Wi-Fi Channel State Information for Internet of Things [C] // 2017 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM 2017). IEEE, 2017;1-6.
- [24] GONG L, YANG W, ZHOU Z, et al. An adaptive wireless passive human detection via fine-grained physical layer information [J]. Ad Hoc Networks, 2016, 38(C):38-50.
- [25] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Tool release: gathering 802. 11n traces with channel state information [J]. Acm Sigcomm Computer Communication Review, 2011, 41(1):53-53.