

一种基于 CSI 的轻量级行为识别方法

姚青桦, 崔 然

(太原理工大学 计算机科学与技术学院, 山西 晋中 030600)

摘要: 为实现轻量级行为识别, 弥补现有基于 CSI(channel state information)行为识别方法中需要预先训练阶段和仅适用于单人场景的不足之处, 对此提出一种新的行为识别方法(LBR)。该方法以室内信号传播模型中运动速度与 CSI 频率间存在的关系为基础, 将信号进行移动平均滤波和巴特沃斯低通滤波处理后, 利用小波变换提取信号时频域特征并设计识别算法实现了行为识别。现实环境的实验结果表明, 在损失少量准确率的情况下, LBR 可实现一种无训练、两人场景下的行为识别, 证明了该方法的轻便性与实用性。

关键词: 信道状态信息; 行为识别; Wi-Fi; 小波变换; 无线通信

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2018)11-3397-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2018.11.047

Lightweight behavior recognition method based on CSI

Yao Qinghua, Cui Ran

(College of Computer Science & Technology, Taiyuan University of Technology, Jinzhong Shanxi 030600, China)

Abstract: In order to achieve lightweight behavior recognition, to make up for the shortcomings of existing behavioral identification methods based on channel state information that only fit to single person environment and need training stage, this paper proposed a new method of behavior recognition(LBR). This method based on the relationship between human velocity and CSI frequency in indoor signal propagation model, used wavelet transform to extract the time-frequency characteristics of the signal after undergoing moving average filtering and butterworth low pass filtering, then designed a recognition algorithm to obtain the behavior recognition results. The experiments of real environments show that LBR could achieve a training-free behavior recognition in double-person environment in the case of very little loss of accuracy, which proves the convenience and practicability of the method.

Key words: CSI; behavior recognition; Wi-Fi; wavelet transform; wireless communication

用户的行为识别无论是应用于人机交互、智能家居、体感游戏, 还是应用于生命监测、健康看护都发挥着功不可没的作用。因此, 对于行为识别的研究具有很高的现实价值与应用意义。

传统的行为识别技术主要有基于视觉识别^[1]和基于穿戴式传感器识别^[2]两种。两者虽然可以进行细粒度的行为分析, 但在基础设施布置和隐私保护方面略显不足。随着无线通信技术的发展, Wi-Fi 的普遍存在性使利用 Wi-Fi 识别行为动作变成另一种可行的方案。CSI 作为 Wi-Fi 的物理层信息, 对于周围环境的变化十分敏感^[3], 目前大量学者通过提取 Wi-Fi 中的 CSI 数据来实现行为识别与室内定位^[4,5]。Wang 等人^[6]提出的 E-eyes 将预先训练好的 CSI 幅度直方图与当前行为产生的数据进行 EMD(earth mover's distance)相似度计算实现了行为识别, 并达到约 96.2% 的准确率。Wang 等人^[7]提出的 CARM 通过建立 CSI 动作模型, 并将模型训练数据放入数据库中, 与当前行为产生数据进行 Log 相似度计算, 得到了约 96% 的行为识别准确率。Chang 等人^[8]将 CSI 数据转换为图像, 提取图像特征用于训练 SVM 分类器, 从而实现了行为识别甚至身份认证, 并达到了约 90% 的行为识别准确率。虽然上述方法有着较高的行为识别准确率, 但是目前这些方法均需要一个预先的训练阶段来完成行为识别, 且局限于单人场景。

本文在前人的基础上提出了一种轻量级行为识别方法 LBR, 弥补了上述方法存在的不足之处。该方法基于理论基础分析了 CSI 与人体移动速度的动态联系, 根据不同行为的小波分解特征设计算法实现了预期目标。

1 信道状态信息

在 802.11 a/g/n 网络中, 数据传输使用的为正交频分复用技术(OFDM), 它将信号调制为多个子载波同时传输。在信号接收端, 接收到的信道质量可以从物理层的 CSI 解析出来。CSI 描述了信号由发射端到接收端所经历的反射、散射、衍射、环境干扰以及距离衰减等, 反映了信号在传播过程中的衰减因子^[9]。因此, 基于 CSI 可实现细粒度的行为识别。在一个信道传输的基本模型中, OFDM 系统可以在频域内建模如下:

$$Y = HX + N \quad (1)$$

其中: X 代表发射信号向量; Y 代表接收信号向量; H 是信道增益矩阵; N 为噪声向量, 为高斯白噪声。根据式(1), H 可以表示为

$$\hat{H} = \frac{Y}{X} \quad (2)$$

其中: \hat{H} 为频域下的信道频率响应(CFR)。利用 Intel 5300 无线网卡即可从每个接收数据包中获取样本的 CSI, 即

$$H = [H(f_1), H(f_2), \dots, H(f_k), \dots, H(f_{30})] \quad (3)$$

其中: $H(f_k)$ 代表中心频率为 f_k 的子载波 CSI, 从数据包中得到的 CSI 可以解析出幅度以及相位信息, 定义为

$$H(a) = |H(a)|e^{j\sin\angle H(a)} \quad (4)$$

其中: $H(a)$ 表示第 a 个子载波的 CSI 值; $|H(a)|$ 表示第 a 个子载波的幅度值; $\angle H(a)$ 表示第 a 个子载波的相位。本文方法分析重点在于 CSI 幅度值属性。使用 Daniel Halperin 的方法

收稿日期: 2017-08-10; 修回日期: 2017-10-11

作者简介: 姚青桦(1996-), 男, 山西晋城人, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感网络、物联网(timelessyqh@gmail.com); 崔然(1994-), 男, 山西运城人, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感网络。

可以在普通的路由器上得到 CSI 数据^[10]。

图1所示为一个典型的室内信号传播模型,包括了一条 LOS(视距)路径以及若干条反射路径。由 CARM^[7],接收者在接收 N 条来自不同路径传播信号时,CFR 可以建模为

$$H(f, t) = e^{-j2\pi\Delta f t} \sum_{k=1}^N a_k(f, t) e^{-j2\pi\tau_k(t)} \quad (5)$$

其中: $H(f, t)$ 代表在时间为 t 载波频率为 f 时 CFR 值; $a_k(f, t)$ 代表第 k 条路径的信号衰减和初始相位偏移; $e^{-j2\pi\Delta f t}$ 代表由于子载波频率差 Δf 造成的相移; $e^{-j2\pi\tau_k(t)}$ 代表了由于传播时延 $\tau_k(t)$ 所造成的相移。

假设人匀速向前方移动,在一个极短的时间内,由角度、边长关系可得,第 k 条传播路径的长度也会以一个恒定速度变化,设其为 v_k ,则时间为 t 时路径长度可表示为 $d_k(t) = d_k(0) + v_k t$ 。根据式(5),经推导可得运动状态下瞬时 CFR 功率为

$$|H(f, t)|^2 = \sum_{k \in P_d} 2|a_k(f, t) a_l(f, t)| \cos\left(\frac{2\pi v_k t}{\lambda} + \frac{2\pi d_k(0)}{\lambda} + \phi_{sk}\right) + \sum_{k, l \in P_d, k \neq l} 2|a_k(f, t) a_l(f, t)| \cos\left(\frac{2\pi(v_k - v_l)t}{\lambda} + \frac{2\pi(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda} + \phi_{kl}\right) + \sum_{k \in P_d} |a_k(f, t)|^2 + |H_s(f)|^2 \quad (6)$$

其中: $H_s(f)$ 为当前环境静止状态下 CFR; P_d 为传播过程中路径长度发生改变的路径集合; λ 为信号波长; $\frac{2\pi d_k(0)}{\lambda} + \phi_{sk}$, $\frac{2\pi(d_k(0) - d_l(0))}{\lambda} + \phi_{kl}$ 是代表初始相位偏移的两个常数值。

由式(6)可得,CFR 功率是偏移常量和多个余弦变量之和,余弦变量的频率恰好反映了路径长度变化速度。

由此,可以通过测量这些余弦函数的频率,将它们乘以载波波长,即可得到信号中传播路径长度变化速度,从而估计得出环境中人的行为速度。通过实验得出,行人移动速度大约为路径长度变化速度的一半。

2 LBR 设计

图2为 LBR 方法流程。该方法包括信号处理和特征提取两个阶段。

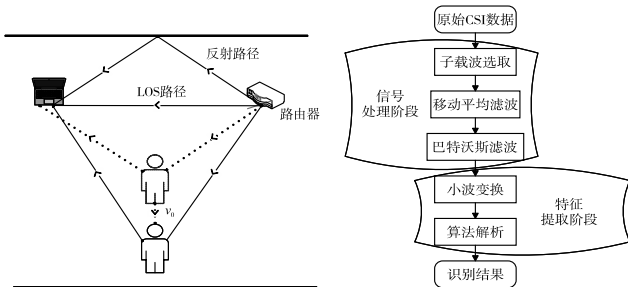


图1 信号传播模型

图2 LBR方法流程

2.1 信号处理阶段

1) 子载波选取 由于信道状态信息的频率多样性,信道状态信息所包含的 30 个子载波可以看做是通向同一地点的不同车道,不同的子载波对于环境变化的敏感度大不相同。通过提取数据分析,每一个子载波的幅度值方差与它对环境变化的敏感程度呈正相关关系,即方差越大,代表该子载波对于环境变化越敏感。但是由式(5)可知,方差极值很可能是由于多径传播叠加所造成的噪声数据,所以过滤掉方差极值子载波,而采取次大值子载波作为处理数据。

2) 移动平均滤波 由于平常室内环境中存在的干扰因素很多,原始信号所含噪声很大,波形较粗糙,此时需要一个滤波方法使得波形更加平滑易于处理。图3以某次收集数据 CSI 幅度值为例,对比了原始 CSI 数据波形、使用移动平均滤波后

波形以及使用中值滤波后波形三者之间差异。由图3可看出,移动平均滤波较之中值滤波去噪效果更好,可使波形更平滑,更加适用于此场景,因此本阶段采用移动平均滤波对信号进行平滑处理。

3) 巴特沃斯滤波 由波长、频率、速度之间的关系可以得出。当路由器发射频率为 5 GHz 时,其波长约为 0.051 5 m。在式(6)中,假设 CFR 功率中余弦函数频率为 200 Hz 时,通过计算可得,所对应于行人的移动速度约为 5.15 m/s,远高于正常活动的速度。因此高频数据往往是由于各种外界因素所产生的噪声,本阶段采用 9 阶巴特沃斯低通滤波器来消除这种情况下产生的高频噪声,低通频段位于 3 ~ 200 Hz。由于巴特沃斯滤波器的设计方法,在阻带中具有缓慢下降的增益,它不会使人活动产生的特征信息失真,在表现上优于其他的低通滤波器。

2.2 特征提取阶段

1) 小波变换 经过信号处理阶段后,需从时域和频域两个方面来分析不同行为的特征。小波变换与短时逆傅里叶变换均可实现信号时频域分析,但是前者相比于后者在时间分辨率和频率分辨率上有着更好的均衡性,且后者采取了一种“加窗”的方式来分解信号,没有各个频段的分析功能,所以特征提取阶段小波变换表现明显优于短时逆傅里叶变换。

在此前的过程中,虽然巴特沃斯低通滤波器已将数据频率过滤至 200 Hz 以内,但是由于其阻带缓慢下降的特性,所以在低频段数据中仍存在着一些噪声数据。设计小波变换时,采用 Haar 波对信号进行 12 层小波分解,并使用小波软阈值去噪,过滤掉仍存在的噪声,随后进行每一层的特征提取,此阶段所得结果为小波分解系数矩阵。图4所示为某人五次站立坐下得到的小波分解压缩图像,其中在第四次坐下时加入了人为的走动干扰。由图4可以看出,五次动作的特征十分明显且分解系数均集中于 10 层以及 11 层,而在走动干扰下于 12 层比较明显,由此可以得出,用该方法进行多人行为感知时,仅可识别得到速度最高人行状况。

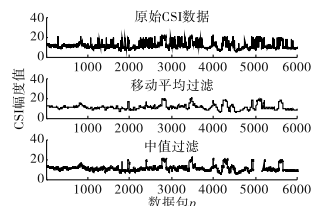


图3 滤波方法对比

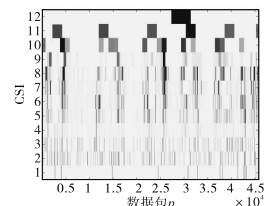


图4 小波分解图

2) 算法设计 根据不同行为得到的独特特征可设计算法识别每一种特定的行为。走动、坐、站立、弯腰以及肢体动作(推、拉、手势等)作为生活中常见的几种行为,当识别它们时,通过三个指标(小波分解最高层系数、行为持续时间、前一个识别行为)即可实现识别。

算法1

```

if maxlevel = 12 && TRE > TREwalk && LASTb! = sit
then Print walk, break;
elseif maxlevel <= 8 && TRE > TREaction
then Print action, break;
elseif 10 <= maxlevel <= 11 && TRE < TREsit && LASTb! = sit
then Print sit, break;
elseif 10 <= maxlevel <= 11 && TRE < TREstand && LASTb! =
walk and stand
then Print stand, break;
elseif 9 <= maxlevel <= 11 && TRE > TREbow && LASTb! = bow
and sit
then Print bow, break;
else
Print unknown

```

其中: maxlevel 代表小波分解最高层系数; TRE 代表每一个行为持续时间; TRE_i 代表 i 行为的时间阈值, LASTb 代表前一个行为

识别结果。当输出结果为 `unknown` 时,通过前后行为来推断此结果,由此算法通过小波变化的输出即可得到识别行为类型。

在算法 1 中,算法判断条件后操作均为 $O(1)$ 简单操作,因此本算法的复杂度仅取决于输入小波分解矩阵的维数 m 。最优情况下,该算法判断 m 次即退出,最差情况则需判断 $5m$ 次,算法整体复杂度为 $O(m)$ 。实际的识别过程中,将收集的所有数据通过上述方法进行处理计算成本很高且效率低下,在此引入 PEM (percentage of nonzero elements)^[11] 算法来区分室内环境不同状态:

算法 2

```

Cl = min( min( Cd ) );
Cu = max( max( Cd ) );
S = size( Cd, 1 );
P = size( Cd, 2 );
Mc = size( Cd, 2 );
for i = 1: S
    M = zeros( Mc, P );
    for j = 1: P
        k = floor( ( Cd(i, j) - Cl ) / ( Cu - Cl ) * ( Mc - 1 ) ) + 1;
        for u = -D: D
            for v = -D: D
                if ( ( j + u ) > 1 && ( j + u ) <= P && ( k + v ) >= 1 && ( k + v ) <= Mc )
                    M( k + v, j + u ) = 1;
                end
            end
        end
    end
    ones = 0;
    for l = 1: P
        for m = 1: Mc
            ones = ones + M( l, m );
        end
    end
    PEM( i, : ) = ones / ( P * Mc );
end

```

其中: Cd 为 CSI 幅度值矩阵; S 为子载波数量; Mc 、 P 为收集数据包总数; 算法输出为每个子载波的 PEM 值, 值大小可反映室内环境嘈杂程度, 结果取 30 个子载波的平均值。通过实验得出, 放大系数 $D=20$ 时, 将 PEM 阈值设置为 0.15 即可大致区分静止状态和活动状态。仅处理大于阈值数据可提升该方法的识别效率。

3 实验设计

在实验阶段, 使用装有 Intel 5300NIC 无线网卡的 Dell Inspiron 1525r 电脑作为 DP 接收信号, 通过 Netgear WNDR3700 路由器作为 AP 发射信号, 频率为 5 GHz。通过 Halperin 等人提出的 Linux CSI 工具来解析 CSI 值, 使用 MATLAB 2016a 处理数据。选取场景为普通办公室与宿舍两种, 行为数据限定于走动、站立、坐、弯腰以及肢体动作五种。两个场景均收集 20 组数据, 每组收集时间约为半小时。

3.1 子载波数量影响

在信号处理阶段探讨了最优子载波选取的方法, 但是某一个子载波往往不能代表信号中所有信息。所以在此环节通过实验验证了子载波数量对于实验准确度的影响。在选取子载波原则上, 从方差第二大值依次开始选取, 分别选取了 1、3、4、5 个子载波作对比, 识别结果采用多数优先, 即识别相同次数多的为最终结果。对比结果如图 5(a) 所示。由图 5 可以看出, 当子载波数量选取为 3 个时结果表现较好, 而选取数量为 4 个或者 5 个时准确度有下降趋势, 原因可能是在 30 个子载波中, 除去方差较大的子载波, 剩余的其他子载波可能方差值均较小, 从而会提供一些错误的信息导致识别准确度有所下

降。后续实验设置子载波选取数目为 3。

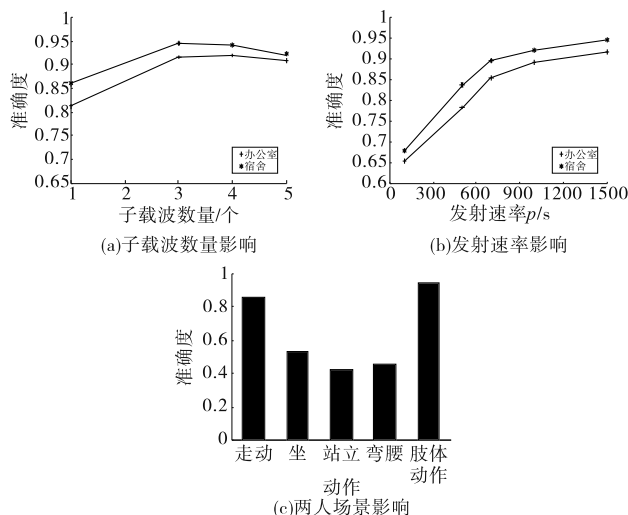


图5 不同因素影响

3.2 发射速率的影响

不同的发射速率对于实验准确率影响很大。在本节实验中, 验证了发射速率分别为 300、500、700、1 000、1 500 p/s 时该方法准确度。从图 5(b) 可以看出, 发射速率与方法准确度总体呈正相关性, 并且在 1 500 p/s 时表现最好。但 1 500 p/s 以上的发射速率需要更好的硬件设施来支撑存储以及计算的开销, 因此不讨论发射速率大于 1 500 p/s 的情况。在后续的实验发射速率设置为 1 500 p/s。

3.3 两人场景表现

由图 4 可以得到, 当室内有两人活动时, 依然可以根据小波分解结果识别运动速度更大者的行为。图 5(c) 所示为识别两人场景时准确度柱状图。实验结果表明, 当室内同时有两人运动时, 走动以及肢体动作两者仍有着较高的识别准确度, 而坐、站、弯腰三者由于环境干扰和多人活动干扰, 仅仅有约 0.477 的准确度, 总体行为识别准确度约为 0.672, 所以, 虽然在两人场景下该方法准确度表现一般, 但仍可识别一些基本的行为活动。

3.4 方法整体性能

实验共收集了 1 643 个动作, 识别成功 1 529 个, 准确率约为 93.1%。表 1 为两个不同环境的实验结果。其中左半部分为宿舍场景下行为识别准确率, 右半部分为办公室场景行为识别准确率, 其中每一个动作以英文首字母来代替, 对角线为每一种行为识别准确率, 横列代表错误识别种类。实验结果表明, 该方法在宿舍场景识别准确率约为 91.6%, 而在办公室场景识别准确率约为 94.6%。其中走动以及肢体动作有着较高的准确率, 原因可能是两者较之于其他行为有相对独特的小波分解特征, 而站立、坐和弯腰三者由于相近的小波分解特征, 所以存在着较高的误判率。办公室场景结果整体优于宿舍, 可能是因为宿舍环境更加嘈杂, 有着复杂的多径干扰。

表1 实验结果

	W	Si	St	B	A	W	Si	St	B	A
W	98	2	0	0	0	100	0	0	0	0
Si	0	87	3	10	0	0	89	3	8	0
St	0	6	91	3	0	0	4	96	0	0
B	0	11	5	82	2	0	10	2	88	0
A	0	0	0	0	100	0	0	0	0	100

表 2 将本方法与现有的三种比较典型的行为识别方法相互比较, 可以发现本文提出的方法虽然在准确率上略低于 CARM 和 E-eyes, 但是本文方法可省去繁杂的 (下转第 3404 页)

AODV_{RA-MRC}的时延小于AODV_{FP}的时延,这是因为其在保证稳定性下,所激活的路径数量不超过两条。而且,由于本文选择路径时采用了路径权重函数,使其能够选择出最佳路径,从而降低了网络负载,提高了传输效率。但是随着包误差率的增加,使得AODV_{RA-MRC}增加活跃路径的数量,导致端到端时延也增加。不过在实际应用中,包误差率不会太大,所以AODV_{RA-MRC}方法的端到端时延整体上还是具有优势的。

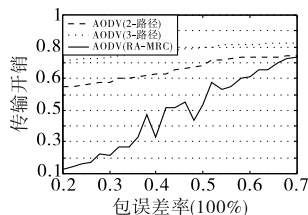


图7 不同包误差率下的开销比较结果

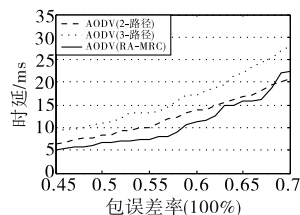


图8 不同包误差率下的端到端时延比较结果

4 结束语

本文研究了WSN的网络可靠性,而不是传统的链路或路径可靠性。将网络构建成OBDD表示模型,并通过递归法遍历每个节点来评估网络可靠性。另外,还提出了一种基于可靠性评估和路径自适应配置的新型多径路由协议,通过适当地激活或失活一些路径来满足可靠性要求,并降低网络开销。仿真实验结果证明了其具有可行性和有效性。

在未来研究中,将会考虑采用更智能的路径激活/失活机制,使其能够遍历所有存在的路径,以进一步增强算法的性能。

参考文献:

- [1] 李建坡,董子奇.基于能量迭代的无线传感器网络非均匀分簇路由算法[J].计算机应用研究,2017,34(3):824-827.
- [2] 闫宗帅,董荣胜.一种基于OBDD的WSN可靠性评估方法[J].桂林电子科技大学学报,2014,34(5):411-416.
- [3] Liu Qiang, Zhang Hailin, Ma Yanbo. Reliability evaluation for wireless sensor network based on hierarchical weighted voting system[C]//

Proc of International Symposium on Computer, Consumer and Control. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016: 948-951.

- [4] Zhu Xiaojuan, Lu Yang, Han Jianghong, et al. Transmission reliability evaluation for wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016, 26(2): 1-9.
- [5] Wagenknecht G, Anwender M, Braun T. Performance evaluation of reliable overlay multicast in wireless sensor networks[C]//Proc of International Conference on Wired/wireless Internet Communication. Berlin: Springer-Verlag, 2012: 114-125.
- [6] 熊飞,乔迪,王宏祥,等.一种基于有序二元决策图和布尔函数性质计算网络可靠性的算法[J].电子与信息学报,2014,36(11): 2786-2790.
- [7] Yan Zongshuai, Nie Chenhua, Dong Rongsheng, et al. A Novel OBDD-based reliability evaluation algorithm for wireless sensor networks on the multicast model[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 22(3): 1-14.
- [8] 赵勃,肖宇峰,刘岩.基于OBDD的通信网链路重要性评估[J].系统工程与电子技术,2011,33(10): 2348-2352.
- [9] Chen Ronggen, Mo Yuchang, Pan Zhusheng, et al. Performance improvement of edge expansion technique for BDD-based network reliability analysis[J]. Journal of Computers, 2013, 8(9): 2190-2196.
- [10] 肖宇峰,张华.基于二元决策图的节点不可靠网络可靠度计算[J].计算机工程,2015,41(1): 87-91.
- [11] Zhao Bo, Liu Yan, Xiao Yufeng. OBDD-based algorithm for reliability evaluation of wireless sensor networks[C]//Proc of Prognostics and System Health Management. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 1-4.
- [12] Bobbio A, Terruggia R, Ciancamerla E, et al. Reliability analysis of multi-source multi-sink critical interacting systems[C]//Proc of the 3rd International Workshop on Dependable Control of Discrete Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 127-132.
- [13] Hassan M M, Ramadan R A, Boghdadi H M E. Finding the best sink location in WSNs with reliability route analysis[J]. Procedia Computer Science, 2014, 32(12): 1160-1167.
- [14] Iacobucci D, Duhachek A. Advancing alpha: measuring reliability with confidence[J]. Journal of Consumer Psychology, 2003, 13(4): 478-487.
- [15] 刘杰,王玲,王杉,等.基于能量有效的逆向AODV路由协议研究[J].计算机应用研究,2015,32(6): 1849-1851.

(上接第3399页)训练阶段,并且相比于三者,本文方法在两人场景下仍可识别一些基本的行为,在轻便性和实用性方面有着很大优势。

表2 不同方法比较

方法名称	准确率/%	是否需训练	两人场景
文献[8]	90	✓	×
CARM	96	✓	×
E-eye	96.2	✓	×
LBR	93.1	×	✓

4 结束语

本文在收集物理层信道状态信息的基础上,通过提取不同行为的独特小波分解特征,设计算法识别行为达到了约93.1%的准确率。该方法较之于现已存在基于CSI的行为识别方法,有着无须预先训练数据库,两人场景可实现的优势之处。当然在细粒度行为识别方面,此方法略显不足,后续将致力于充分利用CSI数据来解决此问题。

参考文献:

- [1] 王忠民,韩帅,宋辉,等.一种位置无关的多模型移动用户行为识别方法[J].计算机应用研究,2017,34(4): 1060-1062.
- [2] 张杰,吴剑章,汤嘉立,等.基于时空图像分割和交互区域检测的人体动作识别方法[J].计算机应用研究,2017,34(1): 302-305, 320.
- [3] 杨峥,刘云浩. Wi-Fi 雷达:从RSSI到CSI[J].中国计算机学会通信,2014,10(11): 55-59.

- [4] Chapre Y, Ignjatovic A, Seneviratne A, et al. CSI-MIMO: indoor Wi-Fi fingerprinting system[C]//Proc of the 39th Annual Conference on Local Computer Networks. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014: 202-209.
- [5] Torres-Sospedra J, Montoliu R, Trilles S, et al. Comprehensive analysis of distance and similarity measures for Wi-Fi fingerprinting indoor positioning systems[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(23): 9263-9278.
- [6] Wang Yan, Liu Jian, Chen Yingying, et al. E-eyes: device-free location-oriented activity identification using fine-grained Wi-Fi signatures[C]//Proc of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2014: 617-628.
- [7] Wang Wei, Liu A X, Shahzad M, et al. Understanding and modeling of Wi-Fi signal based Human activity recognition[C]//Proc of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2015: 65-76.
- [8] Chang J Y, Lee K Y, Wei Yulin, et al. Location-independent Wi-Fi action recognition via vision-based methods[C]//Proc of ACM on Multimedia Conference. New York: ACM Press, 2016: 162-166.
- [9] 朱海,肖甫,孙力娟,等.基于信道状态信息的Wi-Fi环境感知技术[J].南京邮电大学学报:自然科学版,2016,36(1): 94-103.
- [10] Halperin D, Hu Wenjun, Sheth A, et al. Tool release: gathering 802.11n traces with channel state information[J]. ACM SIGCOMM Computing Communication Review, 2011, 41(1): 53.
- [11] Xi Wei, Zhao Jizhong, Li XiangYang, et al. Electronic frog eye: counting crowd using Wi-Fi[C]//Proc of International Conference on Computer Communications. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014: 361-369.