

文章编号:1007-5321(2019)04-0096-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2018-223

基于信道状态信息的矿难人员检测研究

孙朝宇, 高守婉, 杨旭, 陈朋朋, 牛强

(中国矿业大学 计算机科学与技术学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 针对传统矿难救援方法设备昂贵、探距较短、误报率高等问题,提出了一种基于信道状态信息的矿难人员检测方法. 首先,提出了基于高斯混合模型前景检测方法,以判断被困人员的活跃程度;其次,根据信道状态信息周期性变化,利用自相关函数捕捉人员呼吸频率,以检测非活跃人员;最后在多种实验参数下对所提方法进行性能评估. 结果证明,所提方法具有较高的准确度和鲁棒性,平均准确率可达90%.

关键词: 信道状态信息; 高斯混合模型; 前景检测; 人员检测

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Research on Personnel Detection for Mine Accident Based on Channel State Information

SUN Chao-yu, GAO Shou-wan, YANG Xu, CHEN Peng-peng, NIU Qiang

(School of Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Jiangsu Xuzhou 221116, China)

Abstract: Aiming at the problems of high cost, short detection distance and high false alarm rate in traditional rescue methods, a new method for personnel detection based on channel state information is proposed. First, the state detection module determines the degree of the activity according to the Gaussian mixed distribution. Second, the breath detection module uses periodicity of the influence of human on channel state information to extract breathing, and to find the breathing frequency of the people who remain inactive. Finally, we evaluated the system in a variety of parameters. The experimental result verifies that the system has high accuracy and robustness, and the average recognition rate can reach 90%.

Key words: channel state information; Gaussian mixed distribution; foreground detection; personnel detection

矿难发生后的检测难度主要在于井下通信断绝无法断定被困人员所处位置,只能靠经验和地面设备粗略判断. 目前主要的检测设备是生命探测仪和静电磁场,但这些设备误报率高,耗费大量人力. 近年来,无线技术的飞速发展促使人们对无线信号与人类活动之间的关系进行研究,包括运动探测、手势识别、定位等^[1-3]. 上述研究工作依据的原理是:不同的人类活动将导致不同的信号变化模式. 通过将

信号变化模式映射到不同的人类活动,就可实时地识别相关活动. 基于此,笔者提出一种基于信道状态信息(CSI, channel state information)的矿难人员检测方法. 该方法主要包括3个模块:1)数据处理模块,对CSI数据进行插值;2)状态检测模块,通过前景检测中前景作为特征区别人类活动的强度;3)呼吸检测模块,进一步细粒度地从周期性活动中提取出呼吸的频率. 综上,主要工作如下:

收稿日期:2018-09-11

基金项目:国家自然科学基金项目(51774282);江苏省自然科学基金项目(BK20160274)

作者简介:孙朝宇(1996—),男,硕士生, E-mail:suncy@cumt.edu.cn;陈朋朋(1983—),男,教授,博士生导师.

- 1) 提出基于信道状态信息的非侵入式矿难人员检测框架,用于人员活动强度和呼吸频率的检测;
- 2) 设计基于高斯混合模型的敏感子载波选择方法,提取受人类运动影响的无线信号的特征;
- 3) 利用 Intel 5300 网卡搭建原型检测系统,通过大量实验验证人类运动程度,以及呼吸检测的可行性和方法的有效性。

1 相关工作

早期工作利用 WiFi (wireless fidelity) 信号的衰减特性定位人员并计算室内环境中人数^[4-5]。进一步的,利用人类身体反射的信号模式感知人类行为^[6-7]。这些工作均使用粗粒度的信号指示强度信息(RSSI, received signal strength indicator)描述人类行为。例如, WiGest 研究 RSSI 波动和手势间的关系,用来控制媒体播放器^[8]。随着实际应用的需求增长以及 RSSI 的局限性,越来越多的研究人员开始探索利用细粒度的 CSI 感知人类行为^[9]。与 RSSI 相比,CSI 可以在位置、速度和方向上捕捉到细微的行为^[10-12],如 WiFall 系统通过学习特定 CSI 模式检测跌倒行为^[13]。E-eyes 通过采用 CSI 和指纹技术识别活动。随着时间推移,活动会导致 CSI 振幅显著变化,因为其涉及大幅度身体动作和位置变化^[14]。CARM 通过构建 CSI-speed 和 CSI-activity 模型展示 CSI 和人类活动之间的相关性^[15]。WiDance 研究人类行为所影响的多普勒偏移,从而预测出运动方向^[16]。

2 预实验

研究表明,人类的存在和运动会影响无线设备间的通信^[17]。本节将进行初步实验,验证利用 WiFi 信号识别人类活动程度以及呼吸行为的可行性。

2.1 信道状态信息

CSI 是测量正交频分调制信道的一个细粒度指标。通过正交频分,WiFi 发送器可以并行地传输多个正交子载波。使用现有的 WiFi 网络接口卡,如 Intel 5300 网卡可以获得 30 个子载波信道的测量值。CSI 可以从一个数据包中同时测量多个子载波的频率响应,从而更精确地刻画信道。如图 1 所示,前 1 000 个数据包为无人时所采集的信号,第 1 001 ~ 2 000 个数据包表示人类活动对信号的影响。图 1 (a) 中,RSSI 数据包幅值无明显变化。图 1 (b) 中,后 1 000 个数据包幅值出现明显变化。结果表明,

CSI 比 RSSI 对人类活动更敏感,可以捕捉到更加细粒度的信息。

2.2 子载波敏感度

图 2 (a) 和图 2 (b) 描述了 CSI 子载波 13 和子载波 21 在相同时间内对人类呼吸所受到的影响。可以发现,子载波 13 受呼吸影响呈现规律性变化。相反,子载波 21 对于呼吸不敏感,无法显示呼吸对 CSI 的影响。对于其他子载波,也存在类似地观测。原因是不同子载波对人体不同部位的运动有着不同的敏感性。

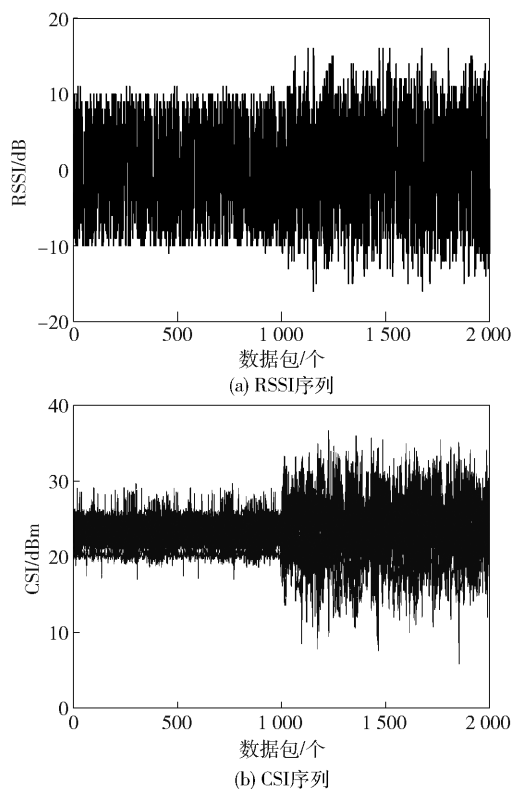


图1 人类活动对信号的影响

3 系统设计

本节详细阐述系统设计,图 3 展示了系统框架。首先是信号提取与数据处理,然后状态检测部分利用高斯混合模型前景检测区分人员不同状态,最后呼吸检测部分进一步细粒度地从周期性活动中提取出呼吸的频率。

3.1 数据处理

原始 CSI 数据需要进行预处理以提高准确性和鲁棒性。笔者采用线性插值方法,在时间序列上将缺少的样本值设置为前一个样本值的数值,使得构建的 CSI 序列在时间序列上均匀排列。

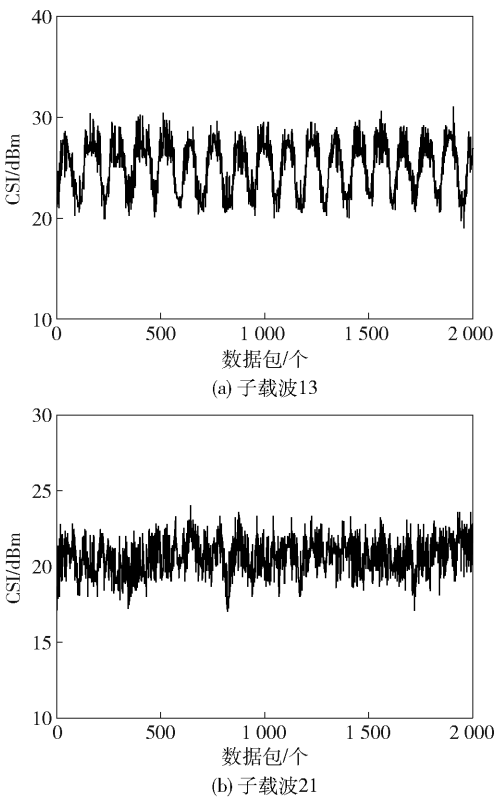


图2 子载波序列

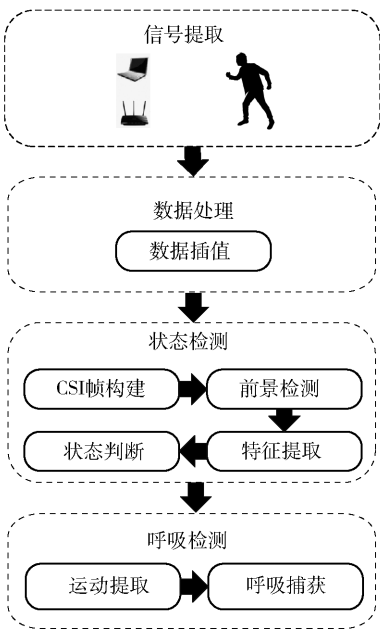


图3 系统框架

3.2 状态检测

根据预实验得知,不同子载波对人体敏感度不同,并且根据环境、时间变化子载波也会产生变化.因此,不能够预先选取子载波体现人类活动.为解决此问题,受到图像检测领域的高斯混合模型启发.

根据当前像素值与建立的高斯模型的偏差分离出前景和背景.在本系统中将由人类运动和环境动态噪声引起的 CSI 变化区分开.

1) 构建 CSI 帧

将时间划分为连续的窗口,每个子载波包含 N 个样本.每个帧包含 $M \times N$ 个像素,其中 M 为子载波数量.每个像素点为子载波 M 在第 N 个时间窗内的振幅峰值.系统中有 30 个子载波.

2) 高斯混合模型前景检测

在构建像素帧后,分析每一帧的像素值.在相同空间中无人的静态环境下采取 CSI 作为背景.不符合背景像素就认定为由人类活动引起的前景.

3) 特征提取

实验者在信号发射和接收装置间进行运动模拟人类活动程度.以跑步为例,经过高斯混合模型前景检测后,实验结果如图 4 所示.图中黑色为背景像素,白色为前景像素,也就是人跑步所引起的 CSI 变化.

4) 状态判断

图 4 的白色部分代表 CSI 振幅显著变化,人的状态活跃.但因信道噪声的影响,需要通过呼吸检测模块进一步处理细粒度的呼吸运动,获得呼吸频率.

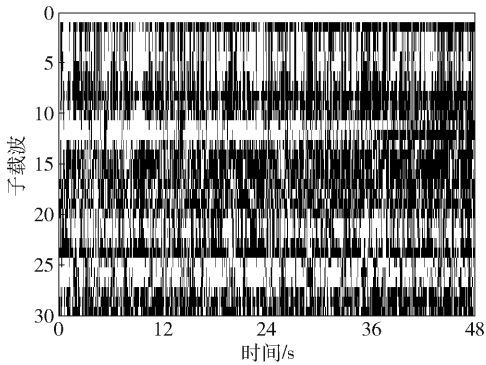


图4 跑步状态前景检测信号

3.3 呼吸检测

1) 运动提取

图 5 和图 6 分别为经前景检测后无人时与呼吸状态的信号.

为了避免丢失有意义的信息,前景检测提取出所有可能由人类活动引起的 CSI 变化,这导致处理后的信号出现不是由人类活动引起的假前景.人的运动通常同时影响多个子载波.因此过滤掉影响子载波数量少的假前景,能够减少对于呼吸频率的误

报. 图 7 显示了运动提取后的前景.

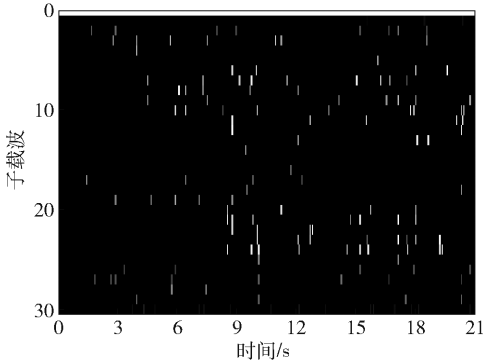


图 5 静止状态前景检测信号

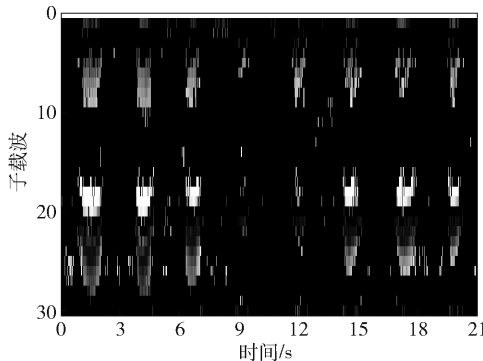


图 6 呼吸状态前景检测信号

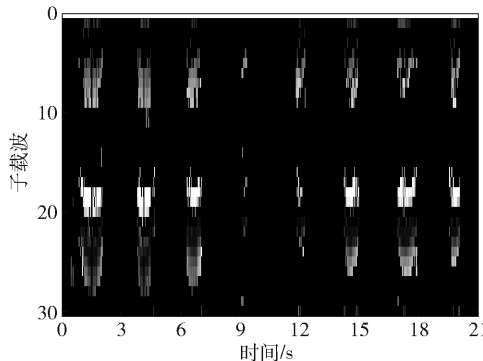


图 7 运动提取

2) 呼吸捕获

呼吸是一种有节奏的活动,没有严格的周期性,笔者利用自相关函数找到运动提取后前景子载波的峰值,相邻峰值间距为呼吸间隔. 如图 8 所示,由自相关函数系统在 21 s 内检测到呼吸 8 次,平均呼吸周期为 2. 614 s.

4 实验与评估

下面将对实验结果进行评估. 实验场景如图 9 所示,利用宽 2. 4 m、长 20 m 的走廊模拟矿井巷道环

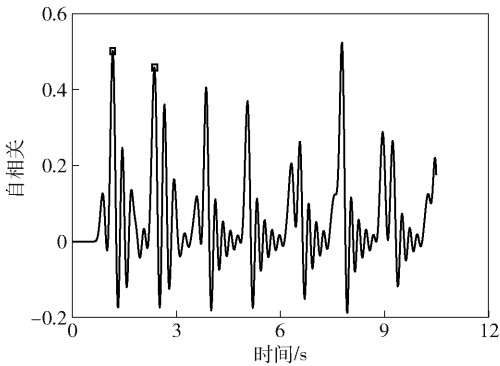


图 8 对呼吸前景子载波的自相关

境,并通过基于高斯混合模型的前景检测方法消除了模拟环境对信道模型的影响. 使用一个无线路由器作为发射器以及一个配置了天线和 Intel 5300 网卡的迷你 PC 作为接收器. 分别使实验者在信号发射和接收装置间进行运动模拟人类活动程度. 选取先验概率 P 、采样周期、视距与非视距、目标与装置间距离 4 个参数评估系统.

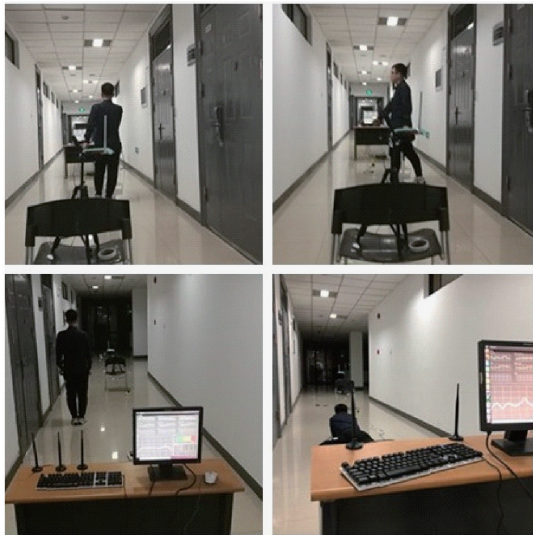


图 9 实验场景图

1) 先验概率的影响

先验概率 P 是高斯混合模型前景检测的参数,表示像素被认为是背景的最小概率. 选取不同的先验概率,实验结果如图 10 所示. 当 P 从 0. 2 增加到 0. 3 时,各项活动的准确率逐渐增加,当 P 大于 0. 3 时,准确率有大幅度的下降. 原因是: P 值过小模型不能处理复杂背景, P 值过大模型可能忽略细粒度的细节. 因此,在状态检测模块选取表现最优的先验概率.

2) 采样周期的影响

系统利用从 CSI 中获取的信息,因此 CSI 采样

周期会影响细粒度信息能否被捕获。设置 4 个采样周期,实验结果如图 11 所示。随着采样周期的增加准确率降低。原因是采样周期增长导致详细信息丢失。但在采样周期略有增加的情况下,系统依然保持较高精度。

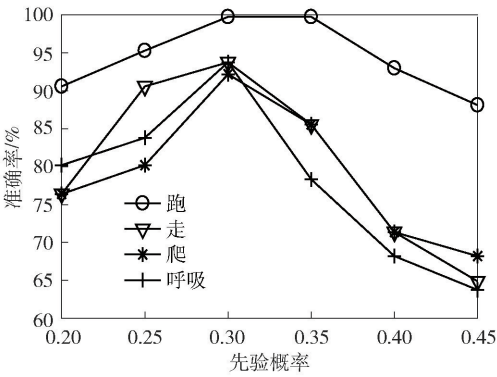


图 10 先验概率的影响

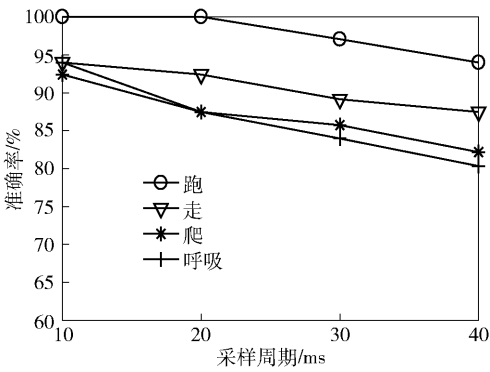


图 11 采样周期的影响

3) 视距与非视距的影响

系统的另一个优点是可以在非视距下工作。如图 12 所示,正如预期,在非视距方案中准确率会有适度的下降。结果表明,系统在非视距的情况下可以正常工作,但是在视距时有更好的表现。该系统具有较高的鲁棒性。

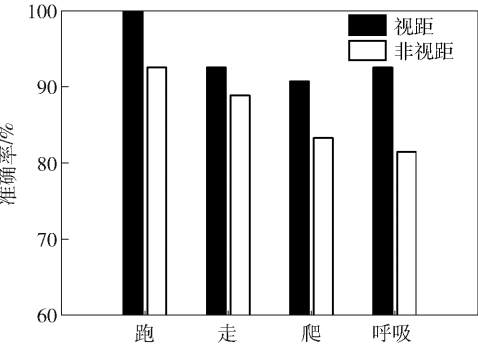


图 12 视距与非视距的影响

4) 目标与装置间距离的影响

在目标与装置间距不同的情况下分别进行视距与非视距的实验,结果如图 13 所示。随着目标与装置间距离的增加,系统的准确率有所下降。系统在目标与装置间距不同时,视距情况的准确率更高,因此系统更适合在视距的情况下工作。

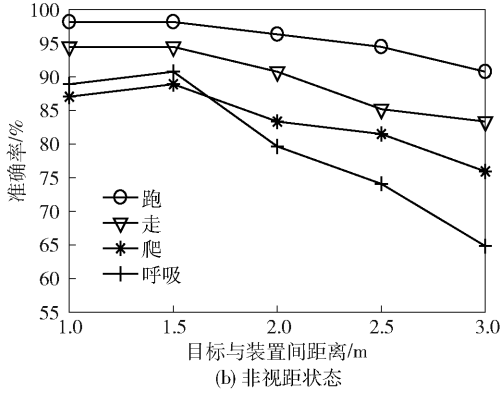
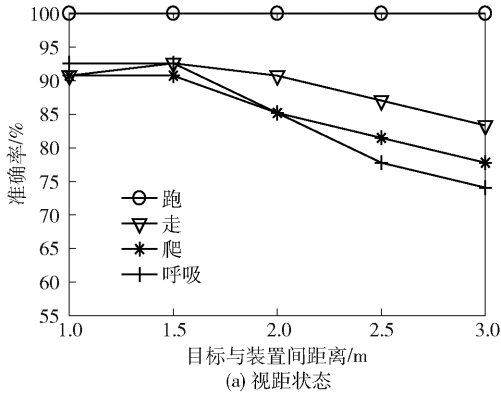


图 13 目标与装置间距离的影响

5 结束语

提出了一个非侵入式矿难人员的检测方法,利用 WiFi 信号的 CSI 变化信息检测人类运动和有节奏的呼吸行为。通过设计一种基于前景检测的运动获取方法,从多噪声的子载波中提取出有意义的信息。此外,利用子载波敏感度特征识别呼吸,避免目标依赖的训练,以增加方法的普适性。在商用 WiFi 设备上建立模型,并在模拟环境中对其进行评估。实验结果验证了检测方法的有效性和鲁棒性,平均准确率达 90%。

参考文献:

[1] Guo Linlin, Wang Lei, Liu Jialin, et al. HuAc: human actiivty recognition using crowdsourced WiFi signals and skeleton data[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2018(5): 1-15.

- [2] Wang Hao, Zhang Daqing, Wang Yasha, et al. RT-Fall: a real-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 511-526.
- [3] Chen Chen, Han Yi, Chen Yan, et al. TR-BREATH: time-reversal breathing rate estimation and detection[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2018, 65(3): 489-501.
- [4] Gjengset J, Xiong Jie, McPhillips G, et al. Phaser: enabling phased array signal processing on commodity WiFi access points[J]. Mobile Computing and Communications, 2015, 19(2): 6-9.
- [5] Xu Chenren, Firner B, Moore R S, et al. SCPL: indoor device-free multi-subject counting and localization using radio signal strength[C]//The 12th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN2013). New York: ACM, 2013: 79-90.
- [6] Sun Li, Sen S, Koutsonikolas D. Bringing mobility-awareness to WLANs using PHY layer information[C]//The 10th ACM International on Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies (CoNEXT2014). New York: ACM, 2014: 53-66.
- [7] Adib F, Hsu C Y, Mao H, et al. Capturing the human figure through a wall[J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(6): 1-13.
- [8] Abdelnasser H, Youssef M, Harras K A. WiGest: a ubiquitous WiFi-based gesture recognition system[C]//IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM2015). New York: IEEE Press, 2015: 1472-1480.
- [9] Sun Li, Sen S, Koutsonikolas D, et al. WiDraw: enabling hands-free drawing in the air on commodity WiFi devices[C]//The Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2015). New York: ACM, 2015: 77-89.
- [10] Zheng Xiaolong, Wang Jiliang, Shangguan Longfei, et al. Design and implementation of a CSI-based ubiquitous smoking detection system[J]. IEEE Transactions on Networking, 2017, 25(6): 3781-3793.
- [11] Ali K, Liu A X, Wang Wei, et al. Keystroke recognition using WiFi signals[C]//The 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2015). New York: ACM, 2015: 90-102.
- [12] Zeng Yunze, Pathak P H, Mohapatra P. Analyzing ShOppers's behavior through WiFi signals[C]//The 2nd Workshop on Physical Analytics (WPA2015). New York: ACM, 2015: 13-18.
- [13] Wang Yuxi, Wu Kaishun, Ni L M. WiFall: device-free fall detection by wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 581-594.
- [14] Wang Yan, Liu Jian, Chen Yingying, et al. E-eyes: device-free location-oriented activity identification using fine-grained WiFi signatures[C]//The 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2014). New York: ACM, 2014: 617-628.
- [15] Wang Wei, Liu A X, Shahzad M, et al. Understanding and modeling of WiFi signal based human activity recognition[C]//The Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2015). New York: ACM, 2015: 65-76.
- [16] Qian Kun, Wu Chenshu, Zhou Zimu, et al. Inferring motion direction using commodity WiFi for interactive exergames[C]//The CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI2017). New York: ACM, 2017: 1961-1972.
- [17] Zhou Zimu, Yang Zheng, Wu Chenshu, et al. Towards omnidirectional passive human detection[C]//IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM2013). New York: IEEE Press, 2013: 3057-3065.