



## 基于穿墙信道状态信息的行为识别方法

蒙倩霞,余江,常俊,浦钰,陈澄

(云南大学 信息学院,昆明 650500)

**摘要:** Wi-Fi CSI提供的被动式行为识别方法在许多场景得到了应用,但现有系统较少考虑信号穿墙的场景,导致信号穿墙后识别精度急剧下降。为提高系统的适应性,对信号穿墙后的行为识别方法进行研究,提出一种基于信道状态信息(CSI)的穿墙行为识别方法。根据CSI数据变化的特性,在预处理阶段,对CSI数据进行相位校准来证明原始CSI矩阵具有低秩性,并对其进行低秩矩阵分解,消除无用的静态CSI分量,凸显信号穿过墙壁后被掩盖的动态CSI分量。在识别行为阶段,利用时间反演算法解决CSI数据维度过高的问题,并简化计算。实验结果表明,与传统行为识别方法相比,该方法可大幅提升穿墙场景下的行为识别精度,在室内视距、室内非视距、穿墙的场景下平均识别精度分别可达94.1%、92.3%、90.7%。

**关键词:** 信道状态信息;行为识别;相位校准;低秩矩阵分解;静态分量消除;时间反演算法

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式:蒙倩霞,余江,常俊,等.基于穿墙信道状态信息的行为识别方法[J].计算机工程,2021,47(8):201-209.

英文引用格式:MENG Q X, YU J, CHANG J, et al. Behavior recognition method based on channel state information in through-the-wall[J]. Computer Engineering, 2021, 47(8): 201-209.

## Behavior Recognition Method Based on Channel State Information in Through-the-Wall

MENG Qianxia, YU Jiang, CHANG Jun, PU Yu, CHEN Cheng

(School of Information, Yunnan University, Yunnan, Kunming 650500, China)

**[Abstract]** The passive behavior recognition method provided by Wi-Fi CSI has been applied in many scenarios, but the existing systems hardly consider the scene where the signal passes through the wall, or the sharp decline in recognition accuracy after the signal passes through the wall. In order to improve the adaptability of the system, the method of recognizing the behavior of the signal passing through the wall is studied, and a recognition method based on Channel State Information (CSI) is proposed. According to the changing characteristics of the CSI data, in the preprocessing stage, the phase calibration of the CSI data is carried out, and then the low rank of the original CSI matrix is proved and decomposed by the low rank matrix to eliminate the useless static CSI components, so that the dynamic CSI components which are masked to a large extent after the signal passes through the wall are highlighted. In the recognition behavior stage, the time reversal algorithm is used to solve the problem that the dimension of CSI data is too high, and the calculation is simplified. Experimental results show that compared with traditional behavior recognition methods, the accuracy of behavior recognition in through-wall scene can be greatly improved. The average recognition accuracy can reach 94.1%, 92.3% and 90.7% respectively within the range of indoor visibility, beyond the range of indoor visibility and in through-wall scenes.

**[Key words]** Channel State Information (CSI); behavior identification; phase calibration; decomposition of low-rank matrix; static component elimination; time inversion algorithm

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0058816

### 0 概述

传统行为识别方法主要依赖计算机视觉<sup>[1]</sup>、穿戴式传感器<sup>[2]</sup>、雷达<sup>[3]</sup>等方法,然而计算机视觉的方法不

能监测光线盲区且隐私无法得到保障。传感器方法对于特殊人群来说会增加危险指数,基于雷达的方式造价较高,低价雷达监测距离又受限,仅几十厘米。基于信道状态信息(Channel State Information, CSI)的行为

基金项目:国家自然科学基金(61162004);云南省教育厅科学研究基金(2019J0007);云南大学研究生科研创新基金(2019151)。

作者简介:蒙倩霞(1994—),女,硕士研究生,主研方向为无线感知;余江,教授;常俊,副教授;浦钰、陈澄,本科生。

收稿日期:2020-07-02 修回日期:2020-08-05 E-mail: 1160047691@qq.com

识别是一种保密隐私、安全、无需携带设备且价格实惠的方法,可以工作于烟雾和黑暗环境中,仅依靠 Wi-Fi 信号能够透过障碍物对非视距目标进行监测,无需监测人员携带任何传感器和部署专用监控设备。利用 Wi-Fi 信号广泛覆盖的特点,相比于其他方法可以大幅减小部署成本。

近年来,基于 CSI 的行为识别得到了广泛研究。Wi-Fall<sup>[4]</sup>分析不同行为 CSI 幅值变化情况,提出一种跌倒检测系统。Emosens<sup>[5]</sup>从 CSI 识别用户的情绪状态,同样使用幅值特征。文献[6]提出一种基于 CSI 幅度相位混合信息的人体运动识别方法 Wi-SD。文献[7]提出一种吸烟检测系统,用于室内环境吸烟行为检测。CARM<sup>[8]</sup>利用 CSI 速度模型和 CSI 活动模型来识别不同的活动。Wi-Fiu<sup>[9]</sup>和 Wi-Run<sup>[10]</sup>使用 CSI 值通过捕获不同人类的步态模式来识别人类。Wi-HACS<sup>[11]</sup>利用子载波的相关性检测不同环境中人类活动。Wi-Act<sup>[12]</sup>探讨了人体运动与 CSI 中的幅值信息之间的相关性,进而对不同活动进行分类。文献[13]将 CSI 作为图像处理进行定位和活动识别,文献[14]同样利用 CSI 的图像特征来识别驾驶员的注意力状态。尽管上述方法具有较好的识别结果,但没有考虑信号穿墙的情况。然而,在实际生活的室内环境总免不了墙体的出现,大部分的家庭仅有一个无线接入点,信号在穿过墙壁之后会严重衰弱。现有的噪声技术(例如低通滤波器、主成分分析等)都不能很好地处理墙壁带来的信号衰减问题。如果不考虑信号穿墙情况,那么信号的利用率就会下降,但若考虑信号穿墙情况,则以往的系统在进行识别时效果就会下降。更重要的是可能因为上述情况而导致对老人以及特殊人员的监测不及时而带来事故。文献[15]提出一种穿墙识别的结构,但仅限理论分析。文献[16]在穿墙的场景下进行行为识别,但是该方法预处理多且使用复杂的双向循环神经网络,计算量大,且过程复杂。

穿墙的最大问题是 Wi-Fi 信号穿墙后严重衰落,而这种衰落对 CSI 数据的影响比行为影响的程度要大得多。如果将墙壁和室内环境的影响视为静态数据,将行为的影响视为动态数据,那么穿墙行为识别只有通过消除 CSI 中的静态背景信息才能把人体行为产生的动态数据提取出来,进行有效的行为识别。为解决上述问题,本文提出一种简单的基于 CSI 的穿墙行为识别的方法。通过捕获原始 CSI 数据矩阵的低秩性并对其进行低秩分解,消除无用静态 CSI 分量,分离出行为引起的动态 CSI 分量。由于 CSI 数据的高维特性,如果直接计算复杂度较高,会出现维度灾难,因此利用时间反演(Time Reversal, TR)算法来解决 CSI 数据维度过高的问题。最后对非穿墙和穿墙不同场景下的坐站、走动、跳跃、深蹲、跌倒 5 种日常行为进行识别。

## 1 总体设计

### 1.1 CSI 数据模型

无线通信链路信道的特性常用信道状态信息来衡量。在 IEEE 802.11n 标准中,利用正交频分复用技术可以从物理层解析得到 CSI 数据。在 MIMO 系统中,设  $NT_x$  为发射端的天线数量,  $NR_x$  为接收端的天线数量<sup>[17]</sup>。对于每个采样时刻  $t$ , CSI 值构成  $NT_x \times NR_x \times L$  维的一个矩阵,其中,  $L$  为 Wi-Fi 的子载波数。

在无线信号传播环境中,人体作为反射和散射点,由于无线信号从多个路径到达接收天线,因此人类行为特征被嵌入到多路径 CSI 配置文件中,不同行为的多径分布是不同的,当行为发生变化时,此时反射路径会有相应的改变,每个行为对路径的不同影响都可以作为区分与其他行为的身份证。然而,与墙壁、家具等静态物体相比,人体行为的变化可能只引入少量多径 CSI,这些 CSI 能量相对较小,特别是信号穿过墙壁后会更大程度的损耗,因此行为特征会被掩盖。假设与人体行为相关的第  $n$  根天线的 CSI 可以建模为环境所影响的静态 CSI 分量和受行为影响的动态 CSI 分量的总和:

$$CSI_i^n = csi_0^n + \Delta csi_i^n, i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中:  $\Delta CSI_i^n$  是一个  $L \times 1$  复值向量,表示第  $n$  根天线第  $i$  个行为的 CSI;  $csi_0^n$  表示静态 CSI 分量,  $\Delta csi_i^n$  表示行为变化引起的动态 CSI 分量;  $M$  表示识别行为种类数。

当人体发生变化时,在接收端可以接收到一个  $N \times L$  的原始 CSI 矩阵:

$$CSI^i = [csi_1^i, csi_2^i, \dots, csi_N^i], \forall i \quad (2)$$

相应的行为特征矩阵为:

$$\Delta CSI^i = [\Delta csi_1^i, \Delta csi_2^i, \dots, \Delta csi_N^i], \forall i \quad (3)$$

其中:  $N$  代表发射机和接收机之间的总路径。

### 1.2 识别流程

在行为识别的过程中,希望保留的是由行为引起的动态 CSI 分量,但是由于 CSI 原始数据中静态 CSI 分量和动态 CSI 分量是未知的,无法直接提取动态分量,如果直接识别原始 CSI,误差很大,当信号穿墙时无法识别。此外,  $CSI^i$  和  $\Delta CSI^i$  都是  $N \times L$  的复值矩阵,维度较高,直接进行分类具有很高的计算复杂度较高。为解决以上 2 个问题,本文提出基于穿墙信道状态信息的行为识别方法,具体流程如图 1 所示。

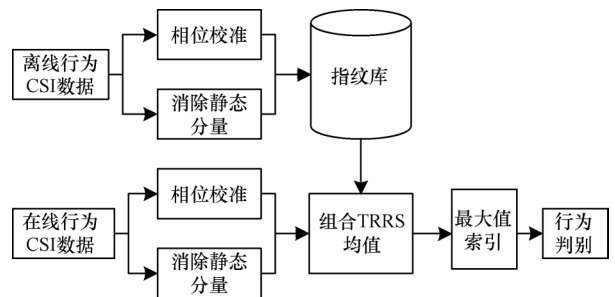


图 1 CSI 识别流程

Fig.1 CSI identification procedure

## 2 数据预处理

### 2.1 相位校准

在实际采集数据过程中,存在时间同步误差以及噪声的影响,预测的CSI会受到初始相位和由行为带来线性相位的影响。通过实验结果可以得出:无论是静态还是动态环境的相位分布都是没有规律性的。为获得正确的行为特征 $\Delta\text{csi}$ ,首先要对原始CSI的相位进行校准。可以将每个CSI值建模为:

$$\text{csi}^n(k) = |\text{csi}^n(k)| \exp\{-j(k\varphi_*) + \varphi_0\} \quad (4)$$

其中: $\varphi_*$ 是线性相位的斜率; $\varphi_0$ 是初始相位,每个CSI值的 $\varphi_*$ 和 $\varphi_0$ 都不同。但是在实际的测量中, $\varphi_*$ 和 $\varphi_0$ 的值是未知的,为了解决相位误差的问题,本文参考文献[18]的线性相位相消法。跌倒动作相位校准前后的差别如图2所示。

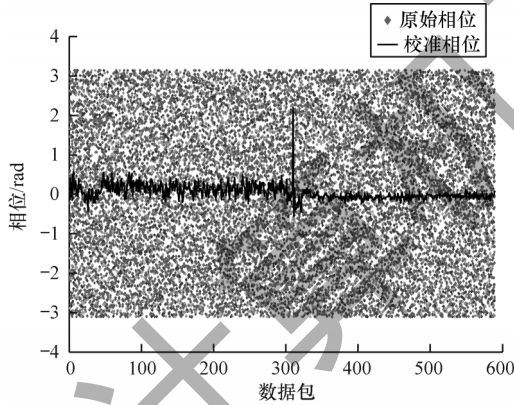


图2 前后相位校准的跌倒动作

Fig.2 Before and after phase calibration of fall action

### 2.2 静态CSI分量减除

在实际中,相比静态CSI分量,动态CSI分量显得较微弱,特别是信号在穿过墙壁等障碍物时。为消除静态环境带来的影响只留下与行为密切相关的动态CSI分类,本文利用PRCA算法对原始CSI进行低秩矩阵分解,从而将静态分量消除。低秩矩阵分解原理如下<sup>[19]</sup>:

假设 $\mathbf{D}=\mathbf{U}+\mathbf{V}$ ,其中: $\mathbf{D}$ 是已知矩阵; $\mathbf{U}$ 是低秩矩阵; $\mathbf{V}$ 是稀疏矩阵。将 $\mathbf{D}$ 分解成 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ ,可以转化为凸优化问题:

$$\begin{aligned} \min & \|\mathbf{U}\|_* + \alpha \|\mathbf{V}\|_1 \\ \text{s.t. } & \mathbf{D} = \mathbf{U} + \mathbf{V} \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\|\mathbf{U}\|_*$ 是矩阵 $\mathbf{U}$ 的核范数; $\alpha$ 是加权因子,表示稀疏矩阵的权重。

本文采用增广拉格朗日算子法对凸优化问题进行求解,其中: $\gamma$ 表示拉格朗日乘子; $\beta$ 表示一个正标量。具体算法主要步骤如图3所示。

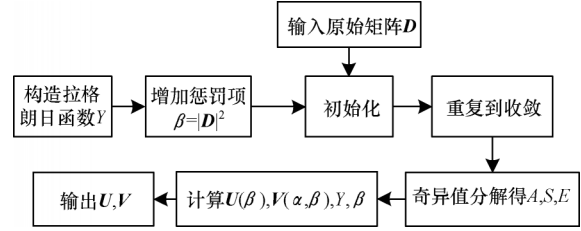


图3 PRCA算法过程

Fig.3 PRCA algorithm process

由式(5)可知,要利用低秩矩阵分解消除静态分量,那么式(2)就要满足 $\text{csi}_0^n$ 是低秩特征, $\Delta\text{CSI}_i^n$ 是一个稀疏矩阵。如果满足这2个条件,则可以采用低秩矩阵分解来分离复杂的静态CSI分量。具体方法如下:

1)若要证明 $\text{CSI}_0^n$ 是一个低秩矩阵,则需证明 $\text{CSI}_0^n$ 具有高度的相关性,如图4所示。

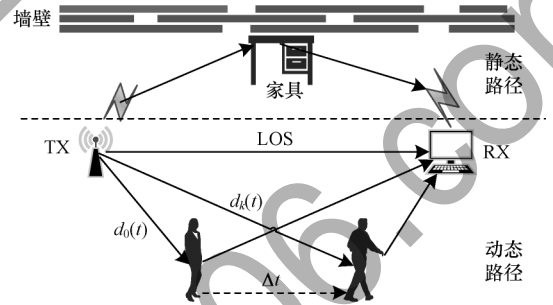


图4 人体对路径的影响

Fig.4 Influence of human body on the path

在时间 $t$ 内,当信号的传播路径由 $d_k(0)$ 变化到 $d_k(t)$ 时,那么变化的路径 $\Delta_k(t)=d_k(t)-d_0(t)$ ,其中 $d_0(t)$ 是路径的初始长度,设 $\varphi_0=e^{-j2\pi\Delta_k t}$ 为子载波的初始相位,那么在 $\Delta t$ 时刻副载波 $n$ 的相位可以表示为:

$$\begin{aligned} \cos\left(2\pi d_k(t)/\lambda_n + \varphi_0\right) &= \\ \cos\left(2\pi d_0(t)/\lambda_n + 2\pi\Delta_k(t)/\lambda_n + \varphi_0\right) &= \\ \cos\left(2\pi d_0(t)/\lambda_n + \varphi_0\right)\cos\left(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_n\right) - & \\ \sin\left(2\pi d_0(t)/\lambda_n + \varphi_0\right)\sin\left(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_n\right) & \quad (6) \end{aligned}$$

考虑到Wi-Fi信道中子载波的波长之间的差异很小,即2个不同子载波的波长存在 $\lambda_1 \approx \lambda_2$ 的关系,且 $\Delta_k(t)$ 很小,那么就可以得到:

$$\cos\left(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_1\right) \approx \cos\left(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_2\right) \quad (7)$$

$$\sin\left(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_1\right) \approx \sin\left(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_2\right) \quad (8)$$

因为初始路径长度 $d_0(t)$ 远大于 $\Delta_k(t)$ ,所以即使波长略有不同,2个子载波之间的初始相位差仍不可忽略。从以上的证明可以看出:当 $\Delta_k(t)$ 很小时,对于不同的



副载波 CFR,是具有不同初始相位的同一组时变波形的线性组合,即  $\cos(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_n)$  和  $\sin(2\pi\Delta_k(t)/\lambda_n)$ 。那么就可以证明当  $\Delta_k(t)=0$  时的静态环境下,可以排除  $\Delta_k(t)$  带来的动态影响。因此,可以得出结论:  $CSI_0^n$  矩阵是相关的。对于不同天线的  $CSI_0^n$  矩阵,可以获得类似的结果。本文测试了暗室、半封闭式走廊、会议室环境  $CSI_0^n$  的幅值和相关矩阵。

从以上实验结果可以看出:不同环境下的  $CSI_0^n$  的变化是有差异的,而同一环境不同天线的  $CSI_0^n$  变化虽然各不相同,但是每一根天线上的  $CSI_0^n$  变化却极其相似。实验测试3种静态环境下第2根天线子载波的幅值相关矩阵,结果表明同一天线不同子载波的 CSI 幅值的相关系数均在 0.5 以上。图 5 所示是暗室环境下3根天线子载波的幅值变化和相关矩阵。通过实验结果可以看出,静态 CSI 分量矩阵  $CSI_0^n$  就是一个低秩矩阵。

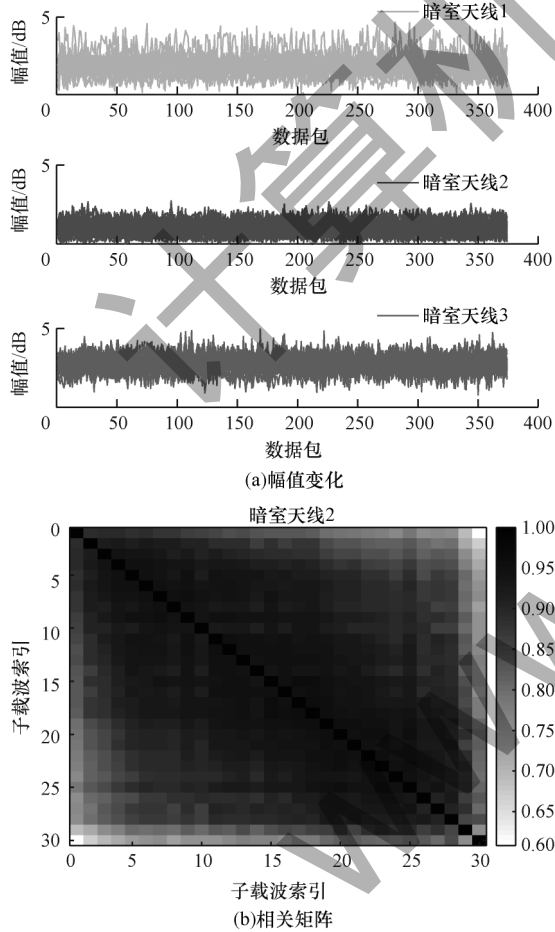


图5 暗室子载波幅值和相关矩阵

Fig.5 Darkroom subcarrier amplitude and correlation matrix

2) 证明  $\Delta CSI_i^n$  是一个稀疏矩阵,本文主要从  $\Delta CSI_i^n$  对于子载波的影响、验证稀疏因子、时间维度3个方面来说明  $\Delta CSI_i^n$  的这一特性:

(1) CSI 的采集是对 Intel 5300 网卡固件进行修改,采集数据非均匀采样,所以猜想动作对 CSI 的子载波的影响可能会有差异。基于这样的猜想,本文分别测试了走廊和会议室2种场景下的走动和跌倒动作对子载波的影响,相对来说,走动持续较长时间,跌倒时间较短。在走廊场景下走动发生时,发现对天线1的所有子载波影响较小,对天线2的某些子载波影响较微薄,对天线3的所有子载波都影响较大,如图6所示,箭头表示影响较小的子载波;在会议室场景下跌倒发生时,发现对天线1几乎全部受影响,而天线2只受到了很小的影响,天线3的某些子载波影响较大。本文还测试了走廊跌倒和实验室走动对子载波的影响,得出的结论相似。这表明无论是不同环境下的同一动作还是同一场景下的不同动作,对于子载波的影响是有选择性的,只是小范围内的某些子载波受到了较大的影响。

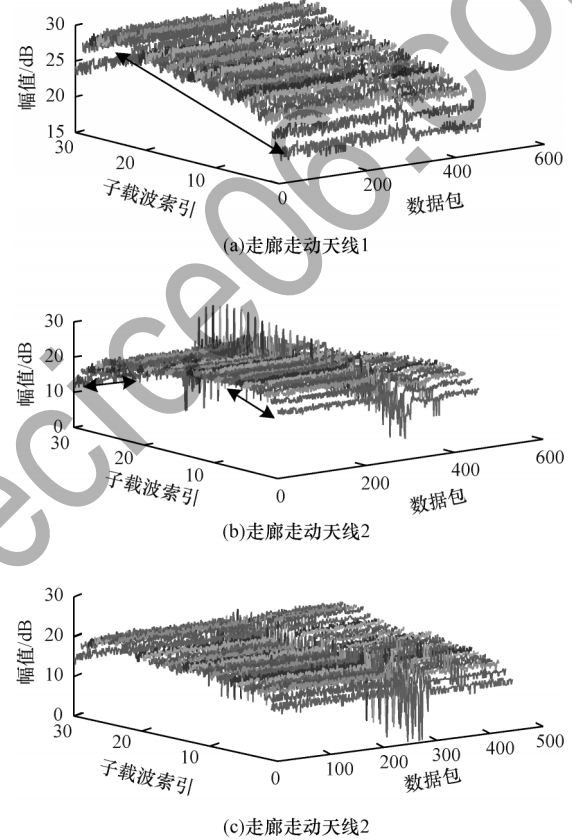


图6 走动对子载波的影响

Fig.6 Influence of ambulate on subcarriers

(2) 通过实验可近似测量同一环境下同样数据量的 CSI 总量  $CSI_i^n$  和静态 CSI 分量  $CSI_0^n$ ,那么根据之前的分析动态 CSI 分量  $\Delta CSI_i^n$  的值就可以通过简单的矩阵减法得到,即:

$$\Delta CSI_i^n = CSI_i^n - CSI_0^n \quad (9)$$

得到  $\Delta CSI_i^n$  后,就可以计算矩阵的稀疏因子。为了  $\Delta CSI_i^n$  值的准确性,  $CSI_0^n$  在计算中取了相位校准之后  $CSI_0^n$  的均值  $\overline{CSI}_0^n$ ,定义如下:

$$\overline{CSI}_0^n = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{CSI_0^n}{\|CSI_0^n\|^2} \quad (10)$$

那么,式(9)就可以写为:

$$\Delta CSI_i^n = CSI_i^n - \overline{CSI}_0^n \quad (11)$$

如图7所示,本文分别采集了走廊和会议室2种环境下走动、跌倒、弯腰动作的CSI值,并统计了10个稀疏因子。实验结果表明,  $\Delta CSI_i^n$  的稀疏因子几乎都小于0.05。

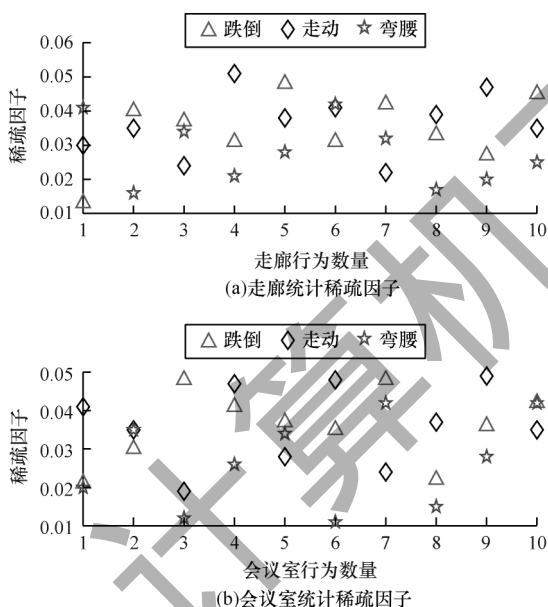


图7 矩阵稀疏因子

Fig.7 Sparse factors of matrix

(3)从时间维度分析,尽管不同的行为持续的时间有差异,但是从实验数据可以得到,行为引起CSI值变化的时间和整个测量时间相比相对较短,在实际应用中,还可以根据不同的行为来调节时间窗口的长度,也就是说,从时间维度来分析,动态CSI分量的稀疏性是可受人为控制的。

综上,  $CSI_0^n$  和  $\Delta CSI_i^n$  分别满足低秩特征和稀疏矩阵的条件,那么就可以根据式(5)原理建模为:

$$\begin{aligned} \min & \|CSI_0^n\|_* + \alpha \|\Delta CSI_i^n\|_1 \\ \text{s.t. } & CSI_i^n = CSI_0^n + \Delta CSI_i^n \end{aligned} \quad (12)$$

根据式(12),  $\Delta CSI_i^n$  是需要消除的噪声源,但根据之前的分析,  $\Delta CSI_i^n$  是动态CSI分量,是真正意义上的行为特征,应该将其保留。跌倒动作消除前后的效果如图8所示,实验结果表明,原始CSI除了有动作引起的变化外,还包含了大量额外的干扰。而经过分离后的动态CSI值可以很清晰地分辨波动。

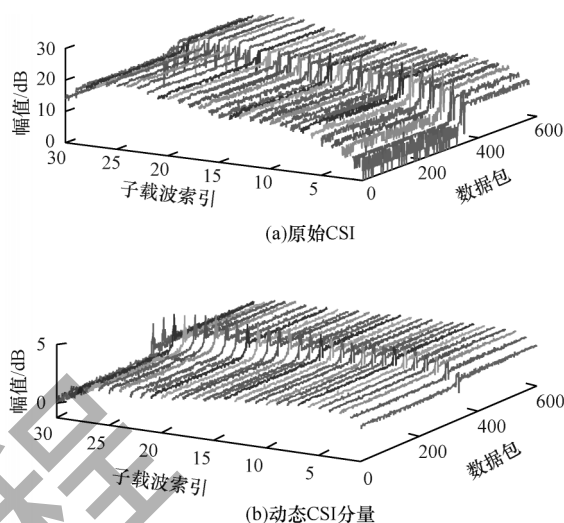


图8 跌倒动作消除前后的效果

Fig.8 Effect before and after the fall action is eliminated

### 3 时间反演算法

#### 3.1 时间反演空间

如图9所示,在一个物理空间内,存在A、B 2个收发器,当收发器B向A发送1个信号时,可以得到此时状态下的多径配置文件CSI为  $h(t)$ 。假设对到达A的信号进行时间反转和共轭得到的标签  $g$ ,且  $g(t) = h^*(-t)$ ,然后将  $g(t)$  发送回B,  $g(t)$  和原来的  $h(t)$  应该遵循同样的多径路径。根据多径效应的唯一性,  $R = g(t) \times h(t)$  的值会在预期的位置B由于时空共振出现1个峰值。TR时空共振可以看作是电磁场对环境的共振,这种现象称为TR聚焦效应。

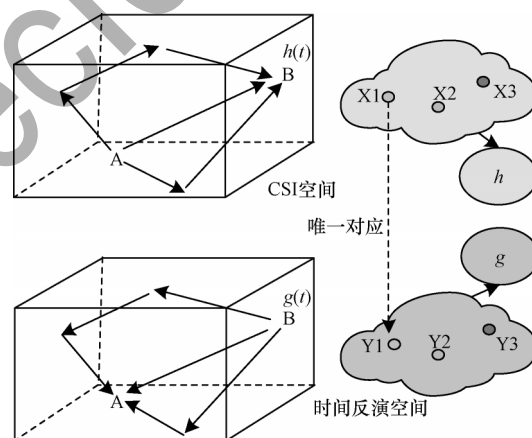


图9 时间反演示意图

Fig.9 Schematic diagram of time inversion

#### 3.2 时间反演共振能量

TR时空共振可以捕获多径信道中的微小变化,通过时间反演共振强度(Time Reversal Resonance, TRRS)来量化不同的多径分布,TRRS也称为信道信息响应相关联的2个物理事件或位置之间的相似

性, 2个CSI信号  $\text{csi}_1$  和  $\text{csi}_2$  在频域的 TRRS 定义如下:

$$T_{\text{TR}}(\text{csi}_1, \text{csi}_2) = \frac{\max_{\varphi} \left| \text{csi}_1[k] \text{gcsi}_2[k] e^{ik\varphi} \right|^2}{\left( \sum_{l=0}^{L-1} |\text{csi}_1[l]|^2 \right) \left( \sum_{l=0}^{L-1} |\text{csi}_2[l]|^2 \right)} \quad (13)$$

其中:  $\text{gcsi}_2(k) = \text{csi}_2(-k)$ ,  $k = 0, 1, \dots, L-1$ , 从式(13)可以得出,  $T_{\text{TR}}(\text{csi}_1, \text{csi}_2)$  的值越大,  $\text{csi}_1$  和  $\text{csi}_2$  越相似。设任意2个CSI值为  $\text{CSI}_a$  和  $\text{CSI}_b$ , 可以得到  $1 \times N$  的 TRRS 矢量矩阵:

$$\begin{bmatrix} T_{\text{TR}}(\text{csi}_a^1, \text{csi}_b^1), T_{\text{TR}}(\text{csi}_a^2, \text{csi}_b^2), \\ T_{\text{TR}}(\text{csi}_a^3, \text{csi}_b^3), \dots, T_{\text{TR}}(\text{csi}_a^N, \text{csi}_b^N) \end{bmatrix} \quad (14)$$

那么, 2个CSI矩阵  $\text{CSI}_a$  和  $\text{CSI}_b$  之间的 TRRS 可定义为:

$$T_{\text{TR}}(\overline{\text{CSI}}_a, \text{CSI}_b) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N T_{\text{TR}}(\text{CSI}_a^n, \text{CSI}_b^n) \quad (15)$$

通过TR算法的处理, 将CSI测量中嵌入的高维复值行为特征映射到TR空间, 特征维数由  $L \times N$  维降为1维。对于待测试行为  $\text{CSI}_x$ , 若给定样本指纹数据库  $\text{CSI}_i$ , 那么可以根据TRRS定义此行为的标签为:

$$\hat{x} = \begin{cases} \max T_{\text{TR}}(\overline{\text{CSI}}_x, \text{CSI}_i) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

其中:  $\hat{x}$  是最大值索引;  $\hat{x} = 0$  时表示未识别到此行为。

如上所述, 当墙阻挡了发送器和接收器之间的所有直接和反射传播路径时, 由人类活动引起的CSI值变化将变得非常微弱。因此, 静态环境和噪声的相关性会严重干扰人类活动与CSI值变化之间的CSI相关性, 由对无线电影响的人体行为特征引起的  $\Delta \text{CSI}$  很小, 不同的行为的  $T_{\text{TR}}(\overline{\text{CSI}}, \text{CSI}_x)$  可能变得非常相似, 这样会降低识别的精度。为了提高性能, 本文的思想就是从测量的CSI值中删除静态分量, 得到仅有行为引起的  $\Delta \text{CSI}$ 。在消除了静态分量  $\text{CSI}_0^n$  后, 基于式(16)TRRS分类的问题变为:

$$\hat{x} = \begin{cases} \max T_{\text{TR}}(\Delta \overline{\text{CSI}}_x, \Delta \text{CSI}_i) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

对无线电影响的人体行为特征完善有助于提高TRRS对类似行为进行区分的敏感性。本文提出的基于低秩矩阵分解的背景扣除算法抑制了不同类别之间CSI的时空共振, 同时在同一类别内保持了强烈的共振, 可以提高识别的精度。

## 4 实验评估

### 4.1 实验部署

实验的收发装置为2台配有Intel 5300网卡的主机, 其中发射机天线网卡上配有1根全向天线, 接收机天线网卡上均配有3根全向天线, 为得到稳定且

采样率较高的CSI数据, 采用Linux 802.11n CSI tool Monitor 模式对网卡固件进行修改, 带宽频率为40 MHz。

实验场景的平面图如图10所示, 本文分别采集室内视距(LOS)、室内非视距(NLOS)和穿墙(TW)场景下的数据。3种场景实验都把收发装置置于距地50 cm的书桌上, 距离始终保持3.5 m, 门始终处于关闭的状态。本文实验邀请了3名志愿者, 分别进行坐站、走动、跳跃、深蹲、跌倒5个动作, 每次采集时间为30 s, 第15秒时开始做动作, 第30秒时停止。每个行为采集150次, 每个场景总的样本量为750个, 总共采集2 250个数据。最后每个位置的各个行为的数据以2:1的比例进行指纹库和测试集的验证。

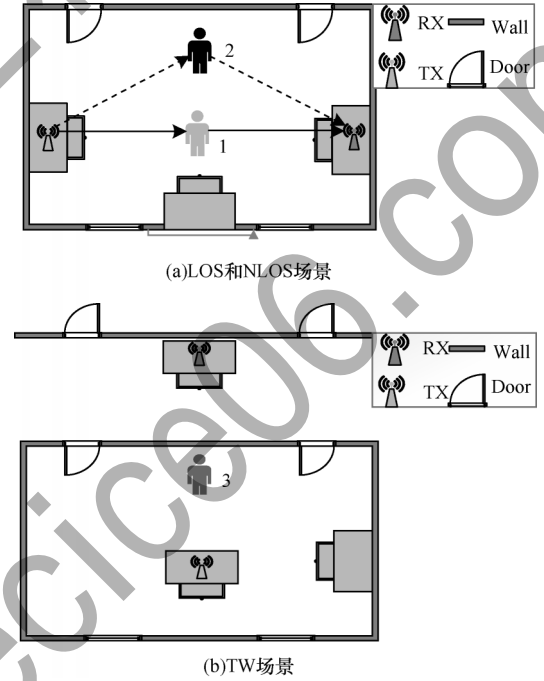


图10 实验场景平面示意图

◆ Fig.10 Schematic diagram of experimental scene scene

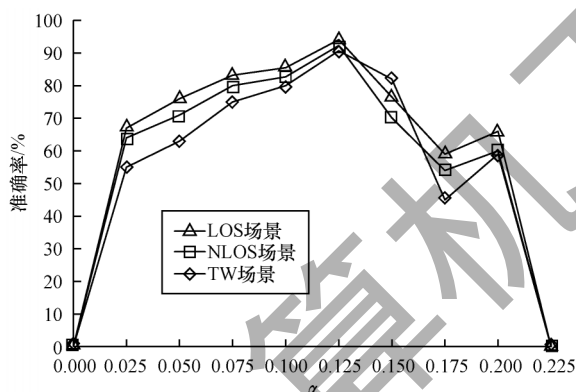
### 4.2 实验结果分析

#### 4.2.1 $\alpha$ 对实验的影响

实验测量得到的CSI值由静态分量和动态分量组成, 这2个量的分离由加权因子  $\alpha$  决定<sup>[20]</sup>, 由文献[20]可知实际情况下  $\alpha$  的取值为  $1/\sqrt{\max(m, n)}$ , 但是在本文的实验中, 所要提取的是动态CSI分量代表的稀疏矩阵, 既要除去静态分量, 又要保留动态CSI分量, 所以  $\alpha$  的取值变得异常关键。人类活动的相关性通过分离后的稀疏矩阵得到, 稀疏矩阵彼此之间的相关性直接决定分类结果的准确性, 因此  $\alpha$  的取值会影响系统的性能。本文计算了  $\alpha$  取不同值时室内LOS场景、NLOS场景和TW场景5种行为的



平均准确率,如图11所示,根据 $\alpha$ 取值的经验值,计算得到理论分离矩阵最好的 $\alpha$ 值为0.1,但是在本文的实验中发现在 $\alpha=0.1$ 时并不能取得很好的识别效果,这是因为把原来代表行为特征的有相关性的CSI值也分离在代表静态分量的低秩矩阵中,导致稀疏矩阵特征减少无法正确识别。经过实验可发现,当 $\alpha>0.125$ 时,识别精度会下降,当 $\alpha=0.125$ 时,3种场景识别度都最高。另一方面,如2.2节所述,本文实验采用 $1\times 3$ 的发射模式,但是已证明同一根天线的子载波高度相关,同时又和其他2根有差异,所以理论上成矩阵的秩应该为3,在 $\alpha=0.125$ 代入时,通过验证发现,此时分离出的静态矩阵秩恰好为3。所以,本文以下的实验均选取 $\alpha$ 为0.125作为加权因子。

图11  $\alpha$ 值对实验的影响Fig.11 Influence of  $\alpha$  value on the experiment

#### 4.2.2 背景消除对实验结果的影响

消除静态CSI分量可以使不同行为的训练与测试CSI数据之间的TRRS得到很大的抑制,相同行为的TRRS突显。LOS、NLOS和TW场景下消除静态CSI分量的识别结果如图12所示。实验结果表明,LOS场景5个动作的识别结果分别提升了11.3%、9.8%、9.1%、11.7%、10.1%,识别结果平均提高了10.4%,平均识别率为94.1%。NLOS场景识别结果分别提升了12.8%、11.9%、10%、14.1%、11.7%,识别结果平均提高了12.7%,平均识别率为92.3%。TW场景识别结果分别提升15.7%、12.3%、16.1%、13.6%、14.5%。识别结果平均提高14.4%,平均识别率为90.7%。相对来说,走动和跌倒行为相比其他行为来说识别结果较好。而另外4个动作识别效果相对较低,这是因为这4个行为极为相似,影响CSI的程度相当,在分类时更容易出现交叉误报。但是识别效果就消除静态分量之前而言,LOS、NLOS和TW场景下的识别结果都有较大提升,且在TW场景下的识别结果达到90.7%,说明本文方法可以实现穿墙识别行为识别。

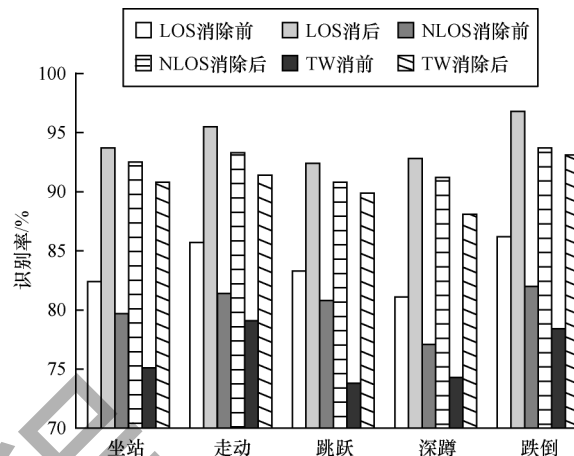


图12 不同场景下消除静态CSI分量的识别结果

Fig.12 Recognition results of eliminating static CSI components in different scenarios

#### 4.2.3 其他因素对识别结果的影响

本文对相位校准、天线数量以及指纹库数据量对结果的影响做了比较分析。首先根据采集的数据量,每个行为指纹库数据量最多为100个。然后分析了无相位校准的TR-1根天线、TR-2根天线和TR-3根天线以及经相位校准的TR-Phase-1根天线、TR-Phase-2根天线和TR-Phase-3根天线。TW场景下平均识别结果如图13所示。

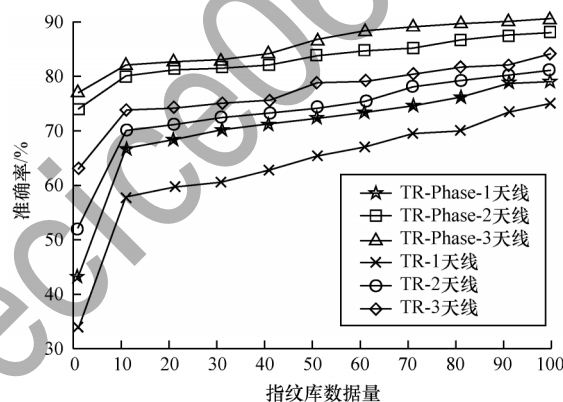


图13 不同因素对实验结果的影响

Fig.13 Influence of different factors on experimental results

从图13可以看出,在经过相位校准消除相位误差后,无论单天线还是多天线,识别结果都明显得到提升。这也说明了CSI中的相位承载了行为信息,合理地利用相位信息能提高行为识别精度。同时,从实验结果也可以看出多天线的识别结果总高于单天线。一方面,CSI数据的采集是对Intel 5300网卡固件进行修改:采集数据非均匀采样,动作对CSI的子载波的影响可能会有差异以及信道的选择性衰弱等因素。当行为发生时,到底哪几个子载波受影响,受影响大小的情况都是不确定的。当只利用1根天线时,可能恰好这根天线受行为影响比较小,在识别的过程中可能会误分,但随

着天线数量的增加,受行为影响的子载波会大幅增加,加大了各行为之间的差别度,从而提高了识别精度。另一方面,增加天线数量相当于从更多角度去分析行为特征,这也类似于从多个角度观察物体更能透彻地了解物体一样,可以理解为增加天线数量导致分辨率提高,使各个行为的特征更加清晰,更容易识别。

4.2.4 识别结果分析对比

从图 11 可以看出,在不同的场景下识别效果有差异,识别准确率  $S_{LOS} > S_{NLOS} > S_{TW}$ ,在 LOS 下接收

的功率最大,动态 CSI 值得到了更好的体现。在 TW 场景下信号穿墙后会大幅度的损耗,但是 TW 实验时会带入更多的走廊多径以及物体反射的额外路径信息,CSI 包含的路径越多,嵌入到行为特征中信息量就越大。所以,在消除静态分量之后,TW 场景下也得到了较好的识别结果。为进一步说明本文方法的有效性,将识别结果与 Wi-SD<sup>[6]</sup>系统、NotiFi 系统<sup>[21]</sup>和 Wi-Act 系统<sup>[12]</sup>的算法进行了对比,如表 1 所示。

表 1 不同方法识别结果对比

Table 1 Comparison of different methods recognition results

方法	场景	精度/%	增益/%	主要方法	运行时间/s
本文方法	LOS	94.1	0.0	相位校准+矩阵分解+TRRS	180.7
	NLOS	92.3	0.0		
	TW	90.7	0.0		
Wi-SD 系统	LOS	93.4	-0.7	多预处理多特征+ SVM	227.6
	NLOS	88.7	-3.6		
	TW	75.2	-15.5		
NotiFi 系统	LOS	88.3	-5.8	非参数贝叶斯+ Dirichlet	264.2
	NLOS	85.0	-7.3		
	TW	75.0	-15.7		
Wi-Act 系统	LOS	95.3	+1.2	低通滤波+ AACA+ELM	258.3
	NLOS	90.4	-1.9		
	TW	79.2	-11.5		

从表 1 可以看出,在使用相同数据集进行实验的情况下,LOS 场景下的识别结果大同小异。但是对于 NLOS 和 TW 场景,本文方法结果明显优于另外几种系统,尤其对于 TW 场景下,平均识别精度分别提高了 15.5%、15.7%、11.5%。这也说明经过消除静态分量后,信号穿墙后行为特征得到了保留和显现,使得 TW 场景下识别精度更好。从方法来看,其他系统的方法预处理步骤较为繁杂,计算量也大,同时也都只考虑了 CSI 幅值的特点,而忽略了 CSI 相位带来的信息。但是本文方法预处理简单,不需要进行复杂的计算,同时也把相位信息考虑在其中,充分利用了 CSI 承载的信息。从运行时间来看,本文方法低于其他系统运行时间。综合来看,本文方法在具有简单算法的基础上还获得了较好的识别结果,具有更大的优势。

5 结束语

本文提出一种简单的基于 CSI 的穿墙行为识别方法。通过对 CSI 矩阵性质的分析证明其符合低秩特性进而利用低秩矩阵分解,消除静态 CSI 分量分离出动态 CSI 分量,利用 TR 算法解决 CSI 数据高维度的问题,使复杂计算变得更简化,最终对非穿墙和

穿墙不同场景下的 5 种日常行为进行识别。实验结果表明,与 Wi-SD、NotiFi 等系统相比,该方法在穿墙情况下的识别率大幅提升,达到了较好的识别效果。但是本文实验仅考虑了混凝土墙的实验场景,比较单一,下一步将探究不同材质的墙体对实验结果的影响。

参考文献

[ 1 ] JAIAI A, KIM Y H, KIM Y J, et al. Robust human activity recognition from depth video using spatiotemporal multi-fused features[J]. Pattern Recognition, 2017, 61: 295-308.

[ 2 ] BAYAT A, POMPLUN M, TRAN D A. A study on human activity recognition using accelerometer data from smartphones[J]. Procedia Computer Science, 2014, 34: 450-457.

[ 3 ] JOSHI K, BHARADIA D, KOTARU M, et l. WiDeo: fine-grained device-free motion tracing using RF backscatter [C]//Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation. Berkeley, USA: [ s. n. ], 2015: 189-204.

[ 4 ] WANG Y, WU K, NI LM, et al. Wi-Fall: device-free fall detection by wireless networks[J]. IEEE Transactions on



- Mobile Computing, 2017, 16(2):581-594.
- [ 5 ] GU Y, LIU T, LI J. Eaosense: data-driven emotion sensing via off-the-shelf Wi devices[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications. Washington D. C. , USA; IEEE Press, 2018:842-855.
- [ 6 ] DANG X C, ZHANG T, HAO Z J, et al. Wi-SD: a human motion recognition method based on CSI amplitude and phase information[C]//Proceedings of IEEE CWSN'19. Washington D. C. , USA; IEEE Press, 2019:332-347.
- [ 7 ] ZHENG X, WANG J, SHANG G L, et al. Smokey: ubiquitous smoking detection with commercial Wi-Fi infrastructures [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer and Communications. Washington D. C. , USA; IEEE Press, 2016:752-769.
- [ 8 ] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Understanding and modeling of Wi-Fi signal based human activity recognition [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking. Washington D. C. , USA; IEEE Press, 2015:65-76.
- [ 9 ] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M. Gait recognition using Wi-Fi signals[C]//Proceedings of ACM International Joint Conference on Pervasive Ubiquitous Computer. New York, USA; ACM Press, 2016:363-373.
- [ 10 ] LIU M, ZHANG L, YANG P, et al. Wi-Run: device-free step estimation system with commodity Wi-Fi[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2019, 143(19):77-88.
- [ 11 ] CHOWDHURY T Z, LEUNG C, MIAO C, et al. Wi-HACS: leveraging Wi-Fi for human activity classification using OFDM subcarriers' correlation[C]//Proceedings of IEEE Global Conference on Signal and Information Processing. Washington D. C. , USA; IEEE Press, 2017:338-342.
- [ 12 ] YAN H, ZHANG Y, WANG Y, et al. Wi-Act: a passive WiFi-based human activity recognition system[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(1):296-305.
- [ 13 ] GAO Q, WANG J, MA X, et al. CSI-based device-free wireless localization and activity recognition using radio image features [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(11):10346-10356.
- [ 14 ] ZAIN U I, ABIDEN A, WANG H Y. Wi-based driver's activity monitoring with efficient computation of radio-image features[J]. Sensors, 2020, 20(5):77-86.
- [ 15 ] WANG Z, JIANG K, HOU Y, et al. A survey on CSI-based human behavior recognition in through-the-wall scenario[J]. IEEE Access, 2019, 7:772-793.
- [ 16 ] 鲁翔. 基于Wi-Fi信道状态信息的室内人员感知研究与实现[D]. 成都:电子科技大学, 2019.
- LU X. Research and implementation of indoor personnel perception based on Wi-Fi channel state information[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019. ( in Chinese )
- [ 17 ] 张明军. 空间复用MIMO系统的信号检测方法比较[J]. 长春师范大学学报(自然科学版), 2019, 38(3):35-41.
- ZHANG M J. Comparison of signal detection methods for spatial multiplexing MIMO systems[J]. Journal of Changchun Normal University (Natural Science), 2019 (6):35-41. (in Chinese)
- [ 18 ] 李晓薇,余江,常俊,等. 一种基于CSI的非合作式人体行为识别方法[J]. 计算机科学, 2019, 46(12):266-271.
- LI X W, YU J, CHANG J, et al. A non-cooperative human behavior recognition method based on CSI [J]. Computer Science, 2019, 46 (12):266-271. (in Chinese)
- [ 19 ] WU X, CHU Z, YANG P. TW-See: human activity recognition through the wall with commodity Wi-Fi devices[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1):306-319.
- [ 20 ] CANDES E J, LI X D, MA Y, et al. Robust principal component analysis[J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3):1-37.
- [ 21 ] ZHU D, PANG N, LI G, et al. NotiFi: a ubiquitous Wi-Fi-based abnormal activity detection system[C]//Proceedings of 2017 International Joint Conference on Neural Networks. Washington D. C. , USA; IEEE Press, 2017:1766-1773.