

室内穿墙场景下的无源人体目标检测算法

杨小龙 吴世明* 周牧 谢良波 王嘉诚

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 穿墙场景下, 由于墙体造成信号严重衰减, 接收信号中目标反射信号的能量大幅下降, 接收信号淹没在收发机直射信号和室内家具反射信号中, 难以检测墙后目标。针对上述问题, 该文提出一种新颖的基于多维信号特征融合的穿墙多人目标检测算法(TWMD)。先对接收到的信道状态信息(CSI)进行预处理以消除相位误差和幅值噪声, 再利用CSI的时序相关性和子载波相关性从相关系数矩阵中提取多维信号特征, 最后使用BP神经网络完成特征与检测结果之间的映射。实验结果表明, 该算法在玻璃墙、砖墙和混凝土墙环境的识别精度分别在0.98, 0.90, 0.85以上。根据所统计的4000个各类样本的检测结果, 与现有基于单一信号特征的检测算法相比, 该文算法在对不同数量运动目标的检测上, 获得了平均0.45的精度提升。

关键词: 无源人体目标检测; WiFi; 信道状态信息; 多维信号特征

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)03-0603-10

DOI: [10.11999/JEIT190378](https://doi.org/10.11999/JEIT190378)

Indoor Through-the-wall Passive Human Target Detection Algorithm

YANG Xiaolong WU Shiming ZHOU Mu XIE Liangbo WANG Jiacheng

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In through-the-wall scene, due to the serious attenuation of signal caused by wall, the energy of target reflection signal in the received signal decreases significantly and the received signal is submerged in the direct signal of the transceiver and the reflection signal of indoor furniture, making the target behind wall is hard to be detected. In view of the above problems, a novel Through-the-Wall Multiple human targets Detection (TWMD) algorithm based on multidimensional signal features fusion is proposed. Firstly, the received Channel State Information(CSI) is preprocessed to eliminate the phase error and amplitude noise, and the multidimensional signal features are fully extracted from the correlation coefficient matrix by using time correlation and subcarrier correlation of CSI. Finally, the mapping between features and detection results is established by BP neural network. The experimental results show that the recognition accuracy of this algorithm in the environment with glass wall, brick wall and concrete wall is above 0.98, 0.90, 0.85, respectively. According to the detection results of 4000 samples, compared with the existing detection algorithms based on single signal feature, the proposed algorithm achieves an average accuracy improvement of 0.45 in the detection of different number of moving targets.

Key words: Passive human target detection; WiFi; Channel State Information(CSI); Multidimensional signal

收稿日期: 2019-05-24; 改回日期: 2019-12-07; 网络出版: 2019-12-14

*通信作者: 吴世明 2812940421@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61771083, 61704015), 长江学者和创新团队发展计划基金(IRT1299), 重庆市自然科学基金面上项目(cstc2019jcyj-msxmX0635), 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN201800625)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61771083, 61704015), The Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (IRT1299), The General program of Chongqing Natural Science Foundation (cstc2019jcyj-msxmX0635), The Scientific and Technological Research Foundation of Chongqing Municipal Education Commission (KJQN201800625)

1 引言

无源人体目标检测技术不仅在医院、养老院、博物馆、档案室等需要监护或监测人员状况的场所有着广泛应用^[1], 还是实现智能家居^[2]与人机交互^[3,4]的基本前提。传统的检测多使用红外线、摄像机等光电设备完成, 如用Kinect相机提取人体骨架信息以检测目标^[5], 但此类技术无法检测墙体或遮蔽物后的物体。

近年来, 随着WiFi设备的广泛部署, 一些研究者尝试使用WiFi信号进行环境感知。基于WiFi的目标检测研究主要围绕接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)和信道状态信息(Channel State Information, CSI)展开。基于RSSI的方案通过捕捉由人体干扰造成的RSSI突变进行检测^[6,7], 由于RSSI只是对接收总功率的描述, 存在检测粒度粗, 易受环境噪声影响等问题。不同于RSSI, CSI包含了各条传播路径的幅相信息, 具有更细的粒度。基于CSI的室内人体目标检测可分为视距和穿墙两种场景。

视距场景下的研究已趋于成熟。文献^[8]使用信号相关矩阵的最大特征值区分静态和动态两种不同信号模式。文献^[9]使用CSI矩阵中非零元素百分比为特征, 建立一个单调函数表征人群数量与特征之间的关系, 实现人群计数。文献^[10]的文献^[11]的PADS算法和DeMan算法通过CSI幅值和相位的稳定性判断是否有运动人体目标。文献^[12]利用室内多径效应设计了基于指纹库和阈值的检测方案。

穿墙场景下人体目标检测的研究目前还不够完善。难点在于无线信号穿墙时有着严重的衰减, 造成信噪比大幅下降, 目标反射信号淹没在收发机直射信号、室内家具反射信号中, 加大了信号分析难度。文献^[13]使用USRP搭建一个MIMO系统, 对

墙后移动目标进行检测, 并跟踪其运动轨迹, 但由于该系统使用的是非商用WiFi平台, 且需要部署外部时钟, 难以大范围推广。文献^[14]设计了一个可在穿墙场景下检测静止与运动人体目标的系统, 通过计算CSI的平均多普勒频谱, 从中提取两个特征用以检测, 但该系统在区分人体目标数量上表现不够理想。文献^[15]通过分析不同子载波的相关性, 设计了检测系统R-TTWD, 但由于特征维度和数量都相对单一, 对静止人体目标、不同数量运动人体目标的检测不够理想。

为实现穿墙场景下静止人体目标及不同数量运动人体目标的高精度检测, 本文提出一种新颖的基于商用WiFi设备的穿墙多人目标检测算法(Through-the-Wall Multiple human targets Detection algorithm, TWMD)。不同于以往使用单一信号特征的检测方案, TWMD的检测思路是扩大特征的维度和数量, 再使用BP神经网络获得多特征与检测结果的映射关系。这种检测方案可避免由特征选取不当和特征数量不足所带来的系统检测精度低。同时, TWMD充分利用WiFi商用网卡的接收通道, 搭建1发3收系统, 最终检测结果融合了3根天线的CSI数据。实验结果表明, 与已有检测系统相比, TWMD有更高的检测精度。

2 系统框架

TWMD的系统框架如图1所示, 包括离线和在线两个阶段。离线阶段先采集房间内无人和有不同数量的人时的CSI数据, 接着对CSI幅值和相位进行预处理, 从时域和子载波域提取多维信号特征, 最后构建训练样本集并用BP神经网络训练得到分类器。在线阶段, 在对采集的CSI数据进行相同的信号处理后提取特征, 再用离线阶段训练出的分类器进行实时检测。

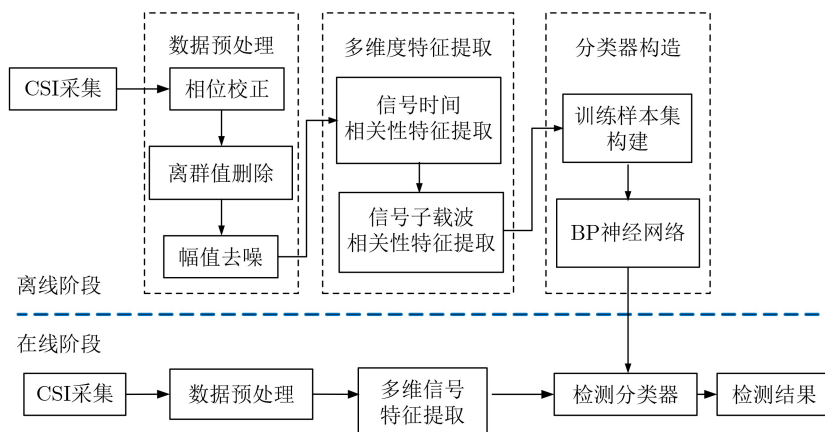


图1 TWMD系统框架

3 多维信号特征提取

3.1 数据预处理

CSI是指信道冲激响应，能够体现接收信号经历的多径效应、阴影衰落、失真等信道特性。本文所使用的Inter 5300网卡执行IEEE 802.11n协议，采用OFDM调制方式。假设一个时间窗口内有 M 个数据包，所提取的CSI可表示为一个接收矩阵

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,M} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{K,1} & h_{K,2} & \cdots & h_{K,M} \end{bmatrix}_{K \times M} \quad (1)$$

其中， K 表示子载波总数， $h_{k,m}$ 是第 m 个数据包的第 k 个子载波上所有信号传播路径的冲激响应之和，可表示为

$$h_{k,m} = \|h_{k,m}\| e^{-j\angle h_{k,m}} = \sum_{l=1}^L \alpha_{k,m}^l e^{-j2\pi f_k \tau_{k,m}^l} \quad (2)$$

其中， $\|h_{k,m}\|$ 和 $\angle h_{k,m}$ 分别表示 $h_{k,m}$ 的幅值和相位， L 表示传播路径总数， f_k 是第 k 个子载波的频点， $\alpha_{k,m}^l$ 和 $\tau_{k,m}^l$ 分别表示第 l 条路径的幅值衰减系数和传播时延。

由于收发机不同步和硬件精度不够会导致载波频率偏移、采样频率偏移等，对CSI相位有较大影响。实际接收的相位可表示为

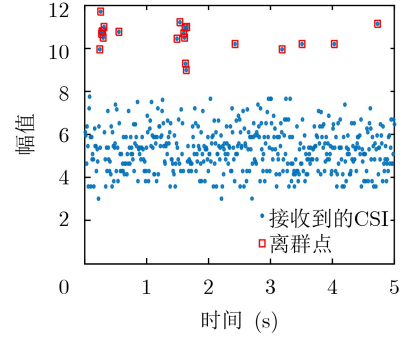
$$\hat{\theta}_k = \theta_k + \frac{2\pi}{K} k\varphi + \varepsilon \quad (3)$$

其中， $\hat{\theta}_k$ 和 θ_k 分别表示第 k 个子载波的测量相位和真实相位， φ 是相位偏移， ε 是常数相位偏差。本文使用线性拟合消除法去除相位误差^[16]，假设子载波编号是一个递增序列 $\{k_j\}_{j=1}^n$ ，处理后的相位为

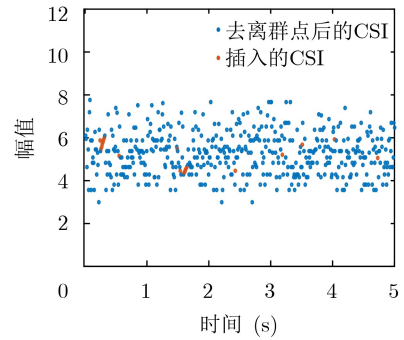
$$\tilde{\theta}_{k_j} = \theta_{k_j} - \frac{k_j}{k_n - k_1} (\theta_{k_n} - \theta_{k_1}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_{k_i} \quad (4)$$

其中， θ_{k_j} 分别表示编号为 k_j 的子载波的真实相位。尽管处理后的相位仍非真实相位，而是真实相位的线性组合。但由于后续处理关注的是真实相位随时间的稳定性，因此该校正方法满足处理要求。

对CSI幅值预处理包括离群值去除和小波阈值去噪两部分。一段连续时间内接收到的CSI数据总存在一些远离总体样本的离群点，如图2(a)中红色框里的点所示。这些离群点是由收发系统或环境的偶然性因素造成的，不能代表真实的信道状态。首先把 $[\mu - \eta \times \sigma, \mu + \eta \times \sigma]$ 以外的点去除，其中 μ 是一组观测值的中值， σ 是中位数绝对偏差， η 是经验常数，本文取3。去除离群点后，空缺的位置上使用线性插值法插上新的数据，如图2(b)所示。



(a) 离群点检测



(b) 删除离群点并插值

图2 CSI离群点检测与删除

消除离群点的影响后，进一步用小波阈值法对幅值去噪^[17]。本文使用高斯函数作为小波基对信号进行5层分解，并使用软阈值法处理细节系数。如图3所示，去噪前受噪声影响，信号毛刺较多，去噪后的波形因去除了高频成分而更加光滑，可以真实地反映信道变化趋势。

3.2 特征提取

当被检测区域无人时，信道相对稳定，而有走动的人或做轻度运动(如书写、喝水等)的静止人时，信道变得不稳定。信道的稳定性体现在两个方面：(1) 单个子载波的幅相特性随时间的变化；(2) 一段时间内不同子载波之间的相关性。通过捕捉人体对信道产生的影响可以判断室内无人还是有人，更进一步，根据对信道影响的大小可检测运动目标的数量。因此，如何获得全面的、有效的信道特征对检测结果有着重要影响。与以往使用单一特征的检测方案不同，本文为实现更高精度的检测，分别从时域相关性和子载波域相关性中充分提取多维特征。

式(1)经过预处理后可表示为

$$\tilde{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \tilde{h}_{1,1} & \tilde{h}_{1,2} & \cdots & \tilde{h}_{1,M} \\ \tilde{h}_{2,1} & \tilde{h}_{2,2} & \cdots & \tilde{h}_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{h}_{K,1} & \tilde{h}_{K,2} & \cdots & \tilde{h}_{K,M} \end{bmatrix}_{K \times M} \quad (5)$$

令 $\mathbf{g}_m = [\tilde{h}_{1,m} \ \tilde{h}_{2,m} \ \cdots \ \tilde{h}_{K,m}]^T$ 表示第 m 个

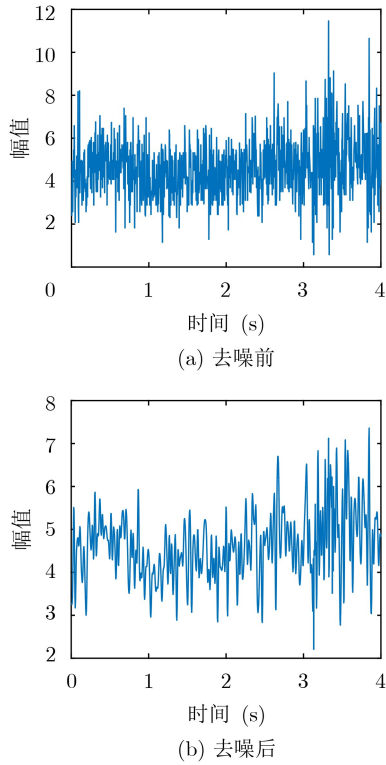


图3 小波阈值去噪前后

数据包中所有子载波的CSI, $\mathbf{r}_k = [\tilde{h}_{k,1} \ \tilde{h}_{k,2} \ \dots \ \tilde{h}_{k,M}]^T$ 表示第 k 个子载波在一个时间窗口上的CSI。CSI幅值时域相关系数矩阵 $\mathbf{A} = (a_{m,n})_{M \times M}$ 可表示为

$$\begin{aligned} a_{m,n} &= \text{corr}(\|\mathbf{g}_m\|, \|\mathbf{g}_n\|) \\ &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\|\tilde{h}_{k,m}\| - \mu_m}{\sigma_m} \right) \left(\frac{\|\tilde{h}_{k,n}\| - \mu_n}{\sigma_n} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

其中,

$$\left. \begin{aligned} \mu_m &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \tilde{h}_{k,m} \\ \mu_n &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \tilde{h}_{k,n} \\ \sigma_m &= \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\tilde{h}_{k,m} - \mu_m)^2} \\ \sigma_n &= \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\tilde{h}_{k,n} - \mu_n)^2} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

\mathbf{A} 是一个实对称矩阵, 元素 $a_{m,n}$ 表示第 m 个数据包和第 n 个数据包的CSI幅值相关系数, 相关性越大则相关系数的取值也越大。同理, 可计算相位时域相关系数矩阵 $\mathbf{C} = (c_{m,n})_{M \times M}$, 其中

$$c_{m,n} = \text{corr}(\angle \mathbf{g}_m, \angle \mathbf{g}_n) \quad (8)$$

分别对幅值相关系数矩阵 \mathbf{A} 和相位相关系数矩阵 \mathbf{C} 进行特征分解, 将特征值按大到小排序记为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{A}_1 &= [\lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_M] \\ \mathbf{A}_2 &= [\gamma_1 \ \gamma_2 \ \dots \ \gamma_M] \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

由于矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 的主要信息蕴含在第1个大和第2个大特征值上, 相比之下其他特征值较小。因此选择 $\lambda_1, \lambda_2, \gamma_1$ 和 γ_2 为时域相关性特征。

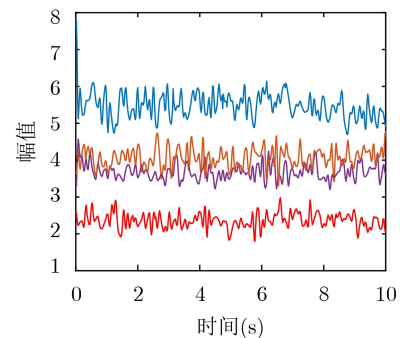
图4展示了无人目标环境和有人目标环境下第1, 10, 20和第30个子载波的CSI幅值随时间的变化。由图可见, 无人目标时不同子载波的信号波动趋势呈现独立性, 即相关性较小。有人目标时, 不同子载波的波形体现表现出相近的变化趋势, 相关性更大。

基于以上分析, 本文首先计算子载波相关系数矩阵 $\mathbf{S} = (s_{m,n})_{K \times K}$, 其中

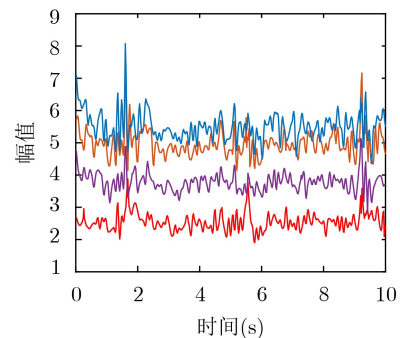
$$s_{m,n} = \text{corr}(\|\mathbf{r}_m\|, \|\mathbf{r}_n\|) \quad (10)$$

通过利用矩阵 \mathbf{S} 的主成分和特征向量的抖动性提取特征。对矩阵 \mathbf{S} 进行特征分解, 并将特征值按由大到小的顺序排列, 其对应的特征向量为 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_K$, 计算特征向量1阶差分均值

$$\phi_i = \frac{1}{K-1} \sum_{k=2}^K |\mathbf{e}_i(k) - \mathbf{e}_i(k-1)| \quad (11)$$



(a) 无人目标



(b) 有人目标

— 子载波1 — 子载波10
— 子载波20 — 子载波30

图4 有无人目标时第1, 10, 20, 30个子载波的时域波形

文献[15]认为 e_1 代表噪声, 仅提取 ϕ_2 和 ϕ_3 作为信号特征。但本文认为在数据预处理之后, e_1 中同样含有大量有用信号。为避免有用信息的丢失, 本文取 ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 作为特征。

此外, 对 \tilde{H} 的幅值分布标准化, 记为 Z , 并将 Z 投影到特征向量上, 得到各个主成分

$$p_i = Z \times e_i \quad (12)$$

计算 p_i 的方差, 记为 β_i , 并取前3个主成分 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 作为特征。基于上述从时间相关系数矩阵和子载波相关系数矩阵中提取的特征, 可构建信号样本空间 $F = [\lambda_1 \lambda_2 \gamma_1 \gamma_2 \phi_1 \phi_2 \phi_3 \beta_1 \beta_2 \beta_3]$ 。

3.3 分类器构造

本文使用具有较强映射能力的BP神经网络[18]获取信号特征和检测结果的映射关系。

其结构如图5所示, 输入特征为 F , 隐藏层神经元个数为10, 激励函数 f 为sigmoid函数, 输出特征 $F' = [\Omega_1 \Omega_2 \Omega_3 \Omega_4]$, 其中 $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \Omega_4$ 分别表示无人目标、1个运动或静止人体目标、2个运动人体目标、3个运动人体目标。 $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \Gamma_4$ 表示期望输出, 由样本标签给出, $\Delta_1, \Delta_2, \Delta_3, \Delta_4$ 表示传播误差, 是实际输出与样本标签的差值。当获得合适的连接权值时, 学习过程将收敛。此外, 本文使用3根接收天线以增强系统抗干扰能力。在获得各接收天线的输出特征 F'_1, F'_2, F'_3 后, 将其相加得到 $F'' = F'_1 + F'_2 + F'_3$, 最终检测结果由 F'' 得出。

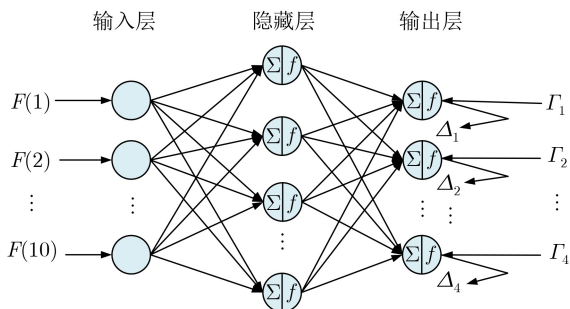


图5 本文所用BP神经网络的结构图

综上所述, 所提算法的详细流程可总结为表1。

4 算法验证与性能分析

4.1 实验方法

TWMD使用两台配备了Inter 5300无线网卡的计算机分别作为发射机和接收机。系统参数配置如表2所示。

本文分别在拥有玻璃墙、砖墙、混凝土墙的典型办公环境中进行测试, 平面结构如图6所示。每个实验场景采集的数据有以下几类: (1) 房间内没有人; (2) 房间内有1个随机行走的人, 或1个做喝

表1 本文所提基于多维特征的目标检测算法

输入: 天线1的CSI接收矩阵 H_1 , 天线2的CSI接收矩阵 H_2 , 天线3的CSI接收矩阵 H_3 。
输出: 输出特征 F'' 。
初始化: 天线个数 $N=3$; 输出特征 $F''=0$ 。
算法步骤:
(1) for $i=1, 2, \dots, N$
(2) 用式(4)校正 H_i 的相位, 得到 θ ;
(3) 用离群值删除与小波去噪对 H_i 的幅值进行预处理, 得到 $\ \tilde{H}\ $;
(4) 用式(6)、式(7)计算 $\ \tilde{H}\ $ 的相关系数矩阵 A ;
(5) 对 A 进行矩阵分解, 得到第1个和第2个大特征值 λ_1, λ_2 ;
(6) 用式(8)计算 θ 的相关系数矩阵 C ;
(7) 对 C 进行矩阵分解, 提取第1个和第2个大特征值 γ_1, γ_2 ;
(8) 用式(10)计算子载波相关系数矩阵 S ;
(9) 对 S 进行分解, 提取前3个大特征值对应的特征向量 e_1, e_2, e_3 ;
(10) for $j=1, 2, 3$
(11) 用式(11)计算特征向量1阶差分均值 ϕ_j ;
(12) end for
(13) 对 $\ \tilde{H}\ $ 的分布标准化得到 Z ;
(14) for $k=1, 2, 3$
(15) 将 Z 投影到 e_k 上, 得到 p_k ;
(16) 计算 p_k 的方差, 得到 β_j ;
(17) end for
(18) 构建样本空间 F_i ;
(19) 将 F_i 输入到神经网络模型, 得到输出特征 F'_i ;
(20) end for
(21) for $l=1, 2, \dots, N$
(22) $F'' = F'' + F'_l$;
(23) end for

表2 收发机参数设置

参数	发射机	接收机
模式	Injection	Monitor
信道编号	149(5.749 GHz)	
带宽	40 MHz	
发包速率	500 包/s	
子载波个数	30	
子载波编号	-58, -54, ..., 54, 58	
发射功率	15 dBm	

水、伸懒腰动作的静止人; (3) 房间内有2个随机行走的人; (4) 房间内有3个随机行走的人。此外, 测试者由多个不同体型、不同年纪的人组成, 以避免测试者的体型、步态对实验结果的影响。

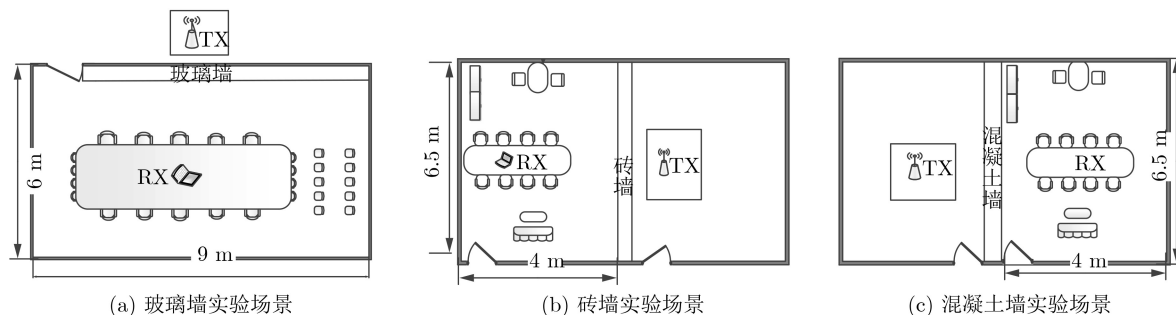


图6 不同实验场景的平面结构图

4.2 信号特征分析

为观察所选信号特征的表现, 本文对每个特征进行归一化, 观察其累积分布函数并进行分析。以砖墙实验场景为例, 图7展示了各特征的累积分布函数图。

可以看到, 每个特征的累积分布函数都有较大部分的重叠, 若仅依靠1, 2个信号特征是很难找出合适的阈值进行检测。比如, 文献[11]的DeMan^[11]算法使用 λ_1 和 γ_1 为信号特征, 检测效果如图8(a)所示, 所有的特征点都糅杂在一起难以区分。R-TTWD^[15]使用 ϕ_2 和 ϕ_3 为信号特征, 检测效果如图8(b)所示, 该检测方案可区分无人(红色的点)和有人(除红色外其他颜色的点), 但在具体运动目标数量的检测上效果不够理想。主要有两个原因: (1)单一的特征很难刻画信号更细粒度的信息, 仅能体现有无目标时信号的差异, 无法体现不同目标个数的信号的区别; (2)信号特征与结果的映射关系可能不是线性的, 更复杂的映射关系需要使用其他有效的分类器。虽然单一的特征无法实现理想的检测, 但如图7所示, 每个特征对不同类别都有一定程度的区分, 当扩大特征的维度时, 原本在低维无法分开的数据, 在高维将变得可分。

4.3 检测周期分析

检测精度是指某一类别被正确判定为该类别的样本数量与该类别的样本总数之比。本文将无人、1个运动或静止人、2个运动人、3个运动人的检测精度分别记为TR1, TR2, TR3和TR4。设置检测周期为1 s, 2 s, ..., 10 s, 检测精度如图9所示。当检测周期在1 s至5 s之间时, 随着检测周期增大, 各类别检测精度越高, 大于5 s时, 检测精度趋于平稳。因此, 合适的检测周期为5 s。

4.4 多天线性能分析

为讨论使用多天线检测的效果, 本文对比单天线检测和3根天线检测时各类别的精度, 如图10所示。在玻璃墙和砖墙实验环境下单天线和多天线的检测准确率并无太大差别, 但在混凝土墙实验环境

下多天线检测精度比单天线有略微的提高。这是因为信号穿混凝土墙的衰减比玻璃墙和砖墙要大, 此时多天线可以增强系统的稳定性。

4.5 与其他检测系统对比

为了对本文系统有更加客观的评估, 本文与典型的检测系统DeMan^[11]和R-TTWD^[15]进行对比。通过在各室内场景中充分地采集实验数据, 获得各类样本共4000个。不同系统的检测结果如图11所示, DeMan在3种穿墙场景的检测效果都不理想, 各类别精度在0.50左右。R-TTWD对有无无人(无人为一类、其他类别视为一类)的检测精度较高, 3种实验场景的TR1取值分别为0.99, 0.93, 0.89, 但在检测静态人体目标、不同个数运动人体目标时效果不理想。相比之下, 本文系统TWMD在检测精度上要优于上述两个系统。玻璃墙实验场景中, 由于信号衰减小, 检测效果最好, 各类别精度分别为: 1.00, 0.99, 0.98和0.98。砖墙实验场景中, 精度为: 1.00, 0.99, 0.91和0.94, 相比于玻璃墙, 对两个运动人和3个运动人的检测准确率有所下降, 但仍在0.90以上。在混凝土墙实验场景中, 各类别精度分别为: 0.99, 0.94, 0.86和0.90, 对有无人的检测精度依旧很高, 但对目标个数的检测精度有所下降, 在0.85上下。通过上述对比, 可认为本文所提出的TWMD算法相比于以往基于单一特征的计算算法在性能上有较大的提升, 特别是在不同个数运动目标的检测精度上提升了0.45左右。

4.6 新增类别对系统检测的影响

以宠物为例, 被检测区域出现1只宠物时, 用未考虑宠物的分类器进行检测, 结果为86.4%的样本被检测为有1个人, 13.6%的样本被检测为无人, 系统难以进行有效检测。但当在训练数据中加入宠物这一类数据, 并重新训练得到新的分类器进行检测, 结果为无人、宠物、1个人、2个人、3个人的准确率分别为0.97, 0.85, 0.91, 0.96和0.93, 可以有效区分宠物与人。

本文主要工作是提出一种细粒度的基于多维度

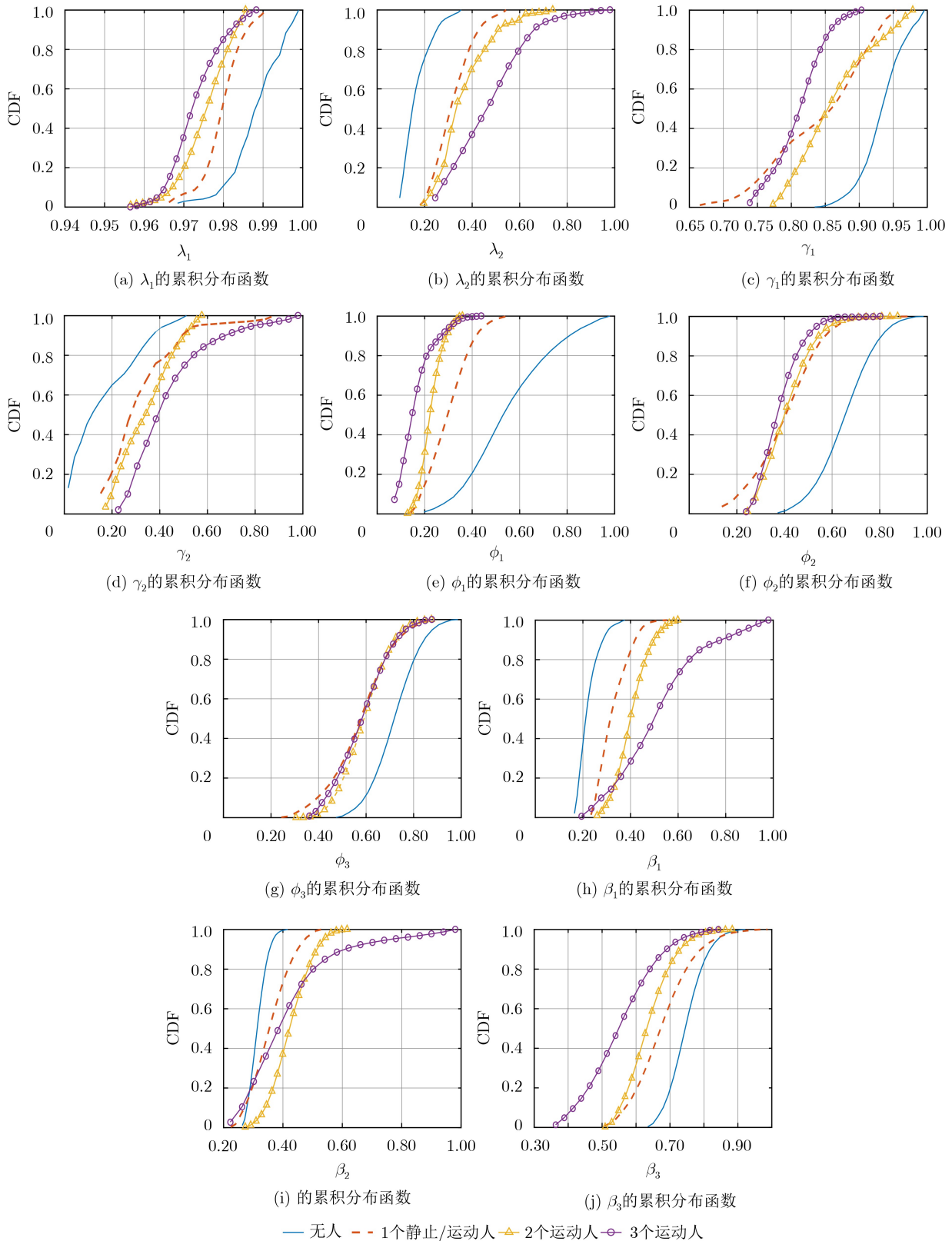


图7 砖墙实验场景中各信号特征的累积分布函数

特征的检测算法。具体对该算法的使用可根据实际情况对训练数据进行调整。比如，若一个家庭没有宠物，则在训练模型时可不考虑宠物这一类别，反之则应加入该类别。

4.7 环境变动对系统检测的影响

在将图6(a)所示房间的家具位置进行了较大变动后，各类准确率仍可达到0.94, 0.92, 0.94和0.92。原因在于TWMD提取的信号特征都是围绕

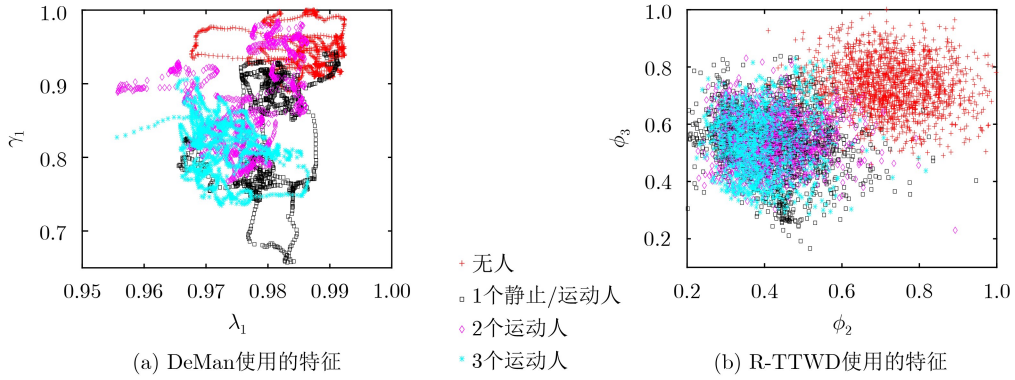


图8 DeMan和R-TTWD的检测效果

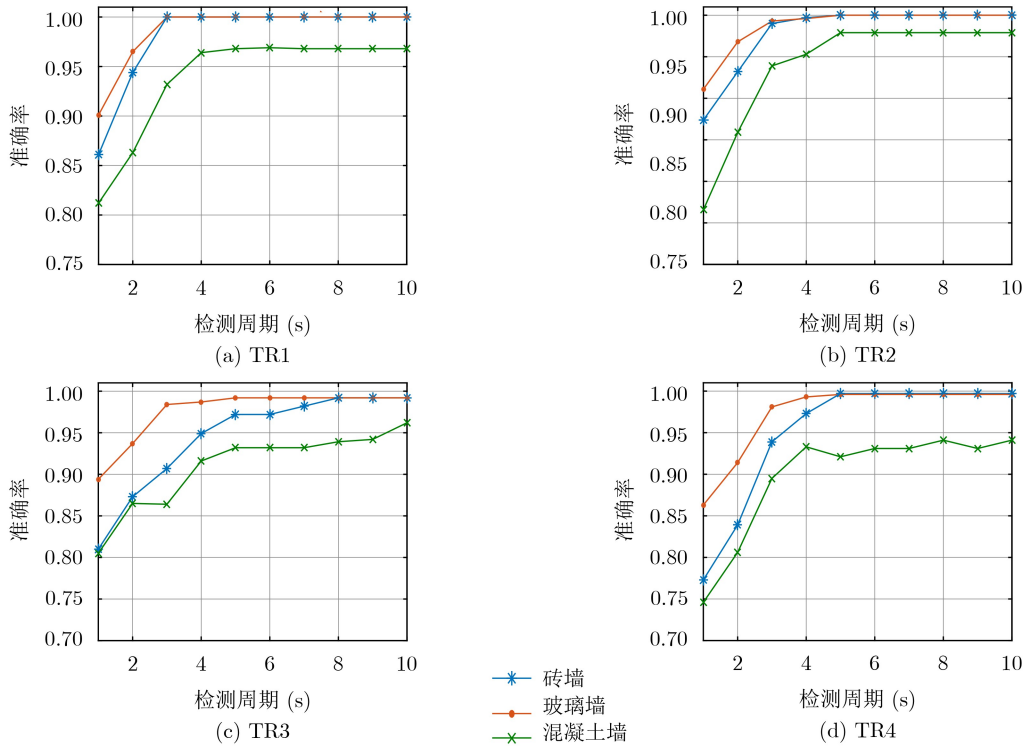


图9 各实验场景检测周期与检测精度的关系

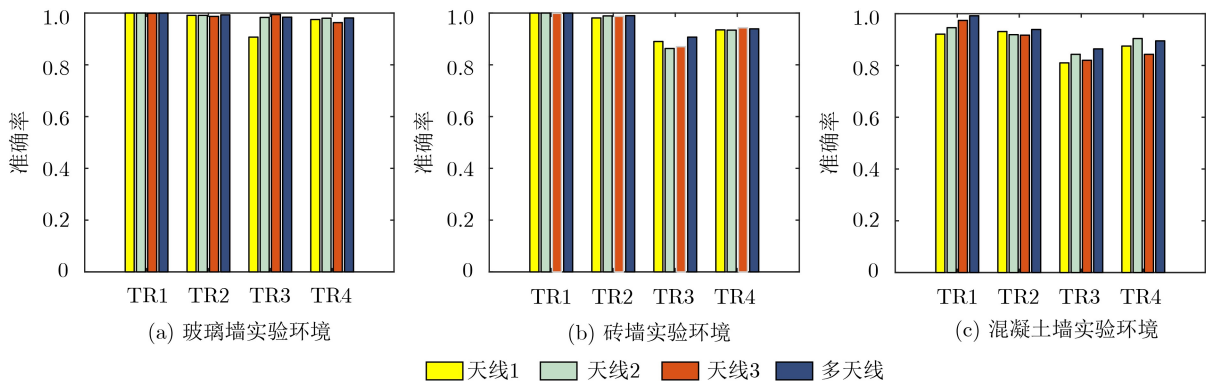


图10 单天线检测与多天线检测的准确率对比

信道在多个维度上的稳定性，是一种动态特征，而室内家具位置影响的仅是信道的绝对参数，如衰减系数，多径传播时延等。该实验结果同样也证明了本文所提算法的鲁棒性。

4.8 算法复杂度分析

所提算法的时间开销可分为离线时间开销和在线时间开销。采用代码执行时间作为评价指标。具体而言，用MATLAB(该软件装在配有i3处理器，

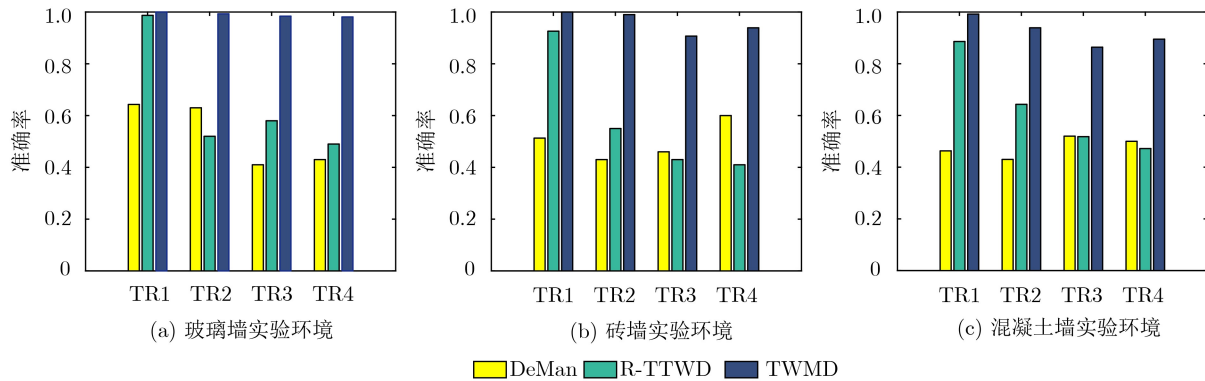


图 11 本文系统与其他系统检测准确率对比

3.3 GHz双频CPU以及4 GB内存的个人计算机上)的tic/toc函数记录程序运行时间。在离线阶段,使用4000个样本进行分类器训练,处理时间为142.75 s,在线实时检测阶段,一个样本的检测用时为0.39 s。可见本文算法在实时检测会出现约0.4 s的延迟,而在实际应用中,这种程度的延迟是可以接受的。

5 结束语

本文提出一种基于多维信号特征的穿墙多人目标检测算法TWMD,首先对接收到的CSI进行预处理以消除相位误差和幅值噪声;再利用CSI的时间相关性和子载波相关性提取多维信号特征,并使用BP神经网络完成特征与检测结果的映射;最后综合3根接收天线的输出特征得到最终检测结果。实验表明,本算法在玻璃墙、砖墙和混凝土墙环境的检测精度分别在0.98, 0.90和0.85以上。为扩大TWMD的应用范围,下一步工作将研究收发机位于墙同侧时的穿墙检测,难点在于直达波和墙面反射信号的抑制,进一步研究将从杂波抑制上寻求突破。

参考文献

- [1] ADIB F, MAO Hongzi, KABELAC Z, *et al.* Smart homes that monitor breathing and heart rate[C]. The 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, Seoul, Korea, 2015: 837–846. doi: [10.1145/2702123.2702200](https://doi.org/10.1145/2702123.2702200).
- [2] ZHANG Dongheng, HU Yang, CHEN Yan, *et al.* BreathTrack: Tracking indoor human breath status via commodity WiFi[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 3899–3911. doi: [10.1109/JIOT.2019.2893330](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2893330).
- [3] ABDELNASSER H, HARRAS K, and YOUSSEF M. A ubiquitous WiFi-based fine-grained gesture recognition system[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(11): 2474–2487. doi: [10.1109/TMC.2018.2879075](https://doi.org/10.1109/TMC.2018.2879075).
- [4] DUAN Shihong, YU Tianqing, and HE Jie. WiDriver: Driver activity recognition system based on WiFi CSI[J]. *International Journal of Wireless Information Networks*, 2018, 25(2): 146–156. doi: [10.1007/s10776-018-0389-0](https://doi.org/10.1007/s10776-018-0389-0).
- [5] XIA Lu, CHEN C C, and AGGARWAL J K. Human detection using depth information by Kinect[C]. Computer Vision and Pattern Recognition 2011 WORKSHOPS, Colorado Springs, USA, 2011: 15–22. doi: [10.1109/CVPRW.2011.5981811](https://doi.org/10.1109/CVPRW.2011.5981811).
- [6] KOSBA A E, SAEED A, and YOUSSEF M. RASID: A robust WLAN device-free passive motion detection system[C]. 2012 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, Lugano, Switzerland, 2012: 180–189. doi: [10.1109/PerCom.2012.6199865](https://doi.org/10.1109/PerCom.2012.6199865).
- [7] YANG Lei, LIN Qiongzhen, LI Xiangyang, *et al.* See through walls with COTS RFID system[C]. The 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Paris, France, 2015: 487–499. doi: [10.1145/2789168.2790100](https://doi.org/10.1145/2789168.2790100).
- [8] XIAO Jiang, WU Kaishun, Yi Youwen, *et al.* FIMD: Fine-grained device-free motion detection[C]. The 18th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems, Singapore, 2012: 229–235. doi: [10.1109/ICPADS.2012.40](https://doi.org/10.1109/ICPADS.2012.40).
- [9] XI Wei, ZHAO Jizhong, LI Xiangyang, *et al.* Electronic frog eye: Counting crowd using WiFi[C]. IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications, Toronto, Canada, 2014: 361–369. doi: [10.1109/INFOCOM.2014.6847958](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2014.6847958).
- [10] QIAN Kun, WU Chenshu, YANG Zheng, *et al.* PADS: Passive detection of moving targets with dynamic speed using PHY layer information[C]. The 20th IEEE International Conference on Parallel And Distributed Systems (ICPADS), Taipei, China, 2014: 183–190. doi: [10.1109/PADSW.2014.7097784](https://doi.org/10.1109/PADSW.2014.7097784).
- [11] WU Chenshu, YANG Zheng, ZHOU Zimu, *et al.* Non-Invasive Detection of Moving and Stationary Human With WiFi[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(11): 2329–2342. doi: [10.1109/JSCA.2015.2442200](https://doi.org/10.1109/JSCA.2015.2442200).

- [10.1109/JSAC.2015.2430294](https://doi.org/10.1109/JSAC.2015.2430294).
- [12] ZHOU Zimu, YANG Zheng, WU Chenshu, *et al.* Omnidirectional coverage for device-free passive human detection[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 25(7): 1819–1829. doi: [10.1109/TPDS.2013.274](https://doi.org/10.1109/TPDS.2013.274).
- [13] ADIB F and KATABI D. See through walls with WiFi[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2013, 43(4): 75–86. doi: [10.1145/2534169.2486039](https://doi.org/10.1145/2534169.2486039).
- [14] DI DOMENICO S, DE SANCTIS M, CIANCA E, *et al.* WiFi-based through-the-wall presence detection of stationary and moving humans analyzing the Doppler spectrum[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2018, 33(5/6): 14–19. doi: [10.1109/MAES.2018.170124](https://doi.org/10.1109/MAES.2018.170124).
- [15] ZHU Hai, XIAO Fu, SUN Lijuan, *et al.* R-TTWD: Robust device-free through-the-wall detection of moving human with WiFi[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(5): 1090–1103. doi: [10.1109/JSAC.2017.2679578](https://doi.org/10.1109/JSAC.2017.2679578).
- [16] LI Fan, XU Cheng, LIU Yang, *et al.* Mo-sleep: Unobtrusive sleep and movement monitoring via Wi-Fi signal[C]. The 35th IEEE International Performance Computing and Communications Conference, Las Vegas, USA, 2016: 173–180. doi: [10.1109/PCCC.2016.7820634](https://doi.org/10.1109/PCCC.2016.7820634).
- [17] 李皎军, 余景鹏, 陶金, 等. 一维信号的小波去噪[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学, 2016, 30(12): 83–89. doi: [10.3969/j.issn.1674-8425\(z\).2016.12.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425(z).2016.12.013).
- LI Jiaojun, YU Jingpeng, TAO Jin, *et al.* Review of one-Dimensional signal wavelet de-noising[J]. *Journal of Chongqing University of Technology. Natural Science*, 2016, 30(12): 83–89. doi: [10.3969/j.issn.1674-8425\(z\).2016.12.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425(z).2016.12.013).
- [18] LE CUN Y, BOSER B, DENKER J S, *et al.* Handwritten digit recognition with a back-propagation network[C]. The Advances in Neural Information Processing Systems 2, San Francisco, USA, 1990: 396–404.
- 杨小龙: 男, 1987年生, 讲师, 博士, 研究方向为无线感知、室内定位.
- 吴世明: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为WiFi穿墙目标检测、人体行为识别.
- 周 牧: 男, 1984年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线定位技术.
- 谢良波: 男, 1986年生, 副教授, 研究方向为虚线射频识别技术.
- 王嘉诚: 男, 1992年生, 博士生, 研究方向为室内定位技术、阵列信号处理.