

面向室内人员被动感知的 CSI 幅值平稳性分析方法^①

薛明明^{②*} 刘之洋* 吴虹^{③**}

(*南开大学电子信息与光学工程学院 天津 300350)

(**天津市光电传感器与传感网络技术重点实验室 天津 300350)

摘要 室内复杂环境下,多径效应导致无线信号的接收信号强度(RSS)分辨率较低,非视距条件造成室内人员的检测准确率不佳,现有技术对室内静态人员的漏检率与设备成本偏高,且构建系统较复杂。针对以上问题,提出一种仅使用单接入点(AP)的面向室内人员被动感知的信道状态信息(CSI)幅值平稳性分析方法。首先对采集的CSI提取幅值矩阵并进行数据预处理;在此基础上分别计算CSI幅值的全局稳定度与局部稳定度,最终基于双阈值联合判定方法实现室内有无人员的轻量化快速判定。实验结果表明,该方法在视距下对动态人员的被动感知准确率达99.6%,在非视距条件下对静态人员感知准确率仍可达91.87%。该方法突破了需要携带并修改设备、部署传感器和视距等条件限制,在降低成本的同时有效提高了系统的可靠性与易用性。

关键词 单接入点;人员被动感知;信道状态信息(CSI);平稳性分析;双阈值

0 引言

近年来,移动通信与传感网络的飞速发展使得无线感知服务成为发展最快的新型产业之一^[1-2]。其中,非接触式被动的室内人员感知技术在军事安防、人机交互^[3-5]等领域有着广泛的应用前景。同时基于感知结果可以智能管理家居设备的使用,有效进行能耗管控^[6],具有巨大的发展潜力和社会价值。

传统的室内人员感知方法主要包括视频录像、红外、射频识别等,这些方法或有侵犯隐私的风险,或需额外硬件设备,或易受光线烟雾影响,或存在识别率低等问题^[7-8],导致难以得到大规模的应用。

为克服传统方法的局限性,国内外学者开始关注利用无线信号的室内感知方法。文献[9]通过分析接收信号强度(received signal strength, RSS)的特点并采用一种非参数的技术实现了对目标的检测。

基于RSS的研究取得了一定的成果^[10-11],但总体上看,基于RSS的解决方案仍具有识别率偏低、误报率偏高的弊端。

2012年以来,利用Intel 5300系列无线网卡可以十分方便地获取到信道状态信息(channel state information, CSI)。文献[12]通过提取CSI信号动态频域峰度和静态时域均值2个特征,并采用支持向量机(support vector machine, SVM)分类,实现小范围的人员识别,但是此方法要求人员通过特定通道,对非合作目标的入侵检测效果不佳。文献[13]的动态速度下移动人体被动检测(passive detection of moving humans with dynamic speed, PADS)算法利用CSI幅值和相位信息,结合多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)系统的多天特性得到稳定的变化特征,实现了不同速度下的目标检测。文献[14]基于CSI幅度的动态方差感知环境的变化,生成特征指纹并结合K近邻(k-nearest

① 国家自然科学基金面上项目(61571244,61871239)和天津市科技支撑重点项目(18YFZCGX00480)资助。

② 男,1998年生,硕士生;研究方向:室内定位技术;E-mail: nankai19191017@163.com。

③ 通信作者,E-mail: wuhong@nankai.edu.cn。

(收稿日期:2022-01-18)

neighbor, KNN)分类算法,判断当前场景内是否有人员存在。文献[15]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,并使用反向传播(back propagation, BP)神经网络完成特征与检测结果的映射,实现了室内穿墙场景下的人体目标检测。然而,以上工作均未考虑室内人员处于静止状态下信号波动不明显、漏检率过高的问题,缺少对静止时入侵人员的检测。

文献[16]利用幅值和相位信息对人员的运动状态进行区分,同时利用呼吸波动产生的幅值变化实现了对静止人员的呼吸检测。文献[17]讨论了利用 CSI 相位差(phase difference, PD)的可行性,采用离散小波变换提取呼吸信号,实现了对室内静态人员的检测。但是以上方法需要对 CSI 数据进行二次处理提取相位信息,同时还需将天线分散开以提高相位的敏感度,与之相比,基于幅值的方法更为轻量化。文献[18]与[19]利用 CSI 幅值信息分别实现了不同姿态下人员的睡眠检测和吸烟检测。文献[20]通过小波变换和异常值检测算法对噪声进行去除,然后利用 SVM 实现了手势识别。文献[21]通过利用 CSI 幅值信息完成对目标的呼吸感知。这些方法在一定程度上实现了既定的目标,同时给本文提供了室内静态人员感知的思路,但共同存在的问题是感知区域范围较小,难以保证感知区域外的检测率。

针对上述工作的不足,本文参考文献[13]、[14]中利用幅度方差感知室内动态人员的方法,同时借鉴文献[17]与[21]使用离散小波变换提取呼吸信号

的方法实现对静态人员的检测,进而提出一种面向室内人员被动感知的 CSI 幅值平稳性分析方法。该方法首先对采集的 CSI 数据进行预处理;然后针对室内人员可能处于的不同状态,设计 2 个指标,以 CSI 幅值的全局稳定度反映动态人员对信号的大尺度影响,以局部稳定度捕捉静态人员对信号的小尺度影响;最后基于双阈值联合判定方法对室内有无人员进行判定,实现了对室内动态与静态状态下人员的轻量化快速被动感知。

1 问题描述

室内复杂环境下,无线信号受到多个障碍物的影响,会沿着包括折射、反射等在内的多条路径到达接收机,其中不同路径上的信号会经历不同程度的衰减和时延等失真。假设室内环境下的无线信号传播路径的数目为 M , 则接收信号可用式(1)表示。

$$V = \sum_{i=1}^M \|V_i\| e^{-j\theta_i} \quad (1)$$

式中, V_i 和 θ_i 分别为第 i 条路径的信号幅值和相位。而 RSS 则可以简单表示为式(2)。

$$RSS = 10\lg(\|V\|^2) \quad (2)$$

由式(2)可知,接收端的 RSS 是不同路径信号的叠加结果,即所谓的多径效应。如图 1(a)和(b)所示,当入侵人员处于收发设备射频链路中时,不同路径上的 RSS 可能变大、也可能变小、甚至保持不变^[11]。多径效应的叠加使得 RSS 具有粗粒度和低分辨率特性,这将导致入侵行为检测准确率降低,误报率上升。

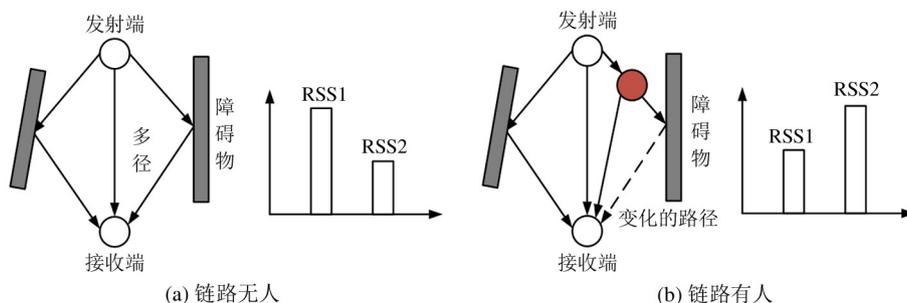


图1 室内多径效应下 RSS 变化

此外,室内复杂环境下 RSS 的稳定性也较差。图 2 是在室内有人和无人 2 种情况下基于无线网卡

对路由器 Wi-Fi 信号采集到的 RSS 数据,可以看出 RSS 在 1 min 内的波动可以达到 4 dBm 左右,即使在

室内无人场景下也会有较大波动。

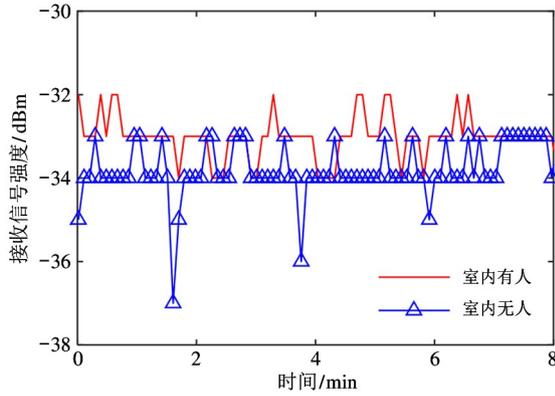


图 2 室内 RSS 波动情况

相比于传统的无线局域网 (wireless local area network, WLAN) 信号指示参量 RSS, 近年来基于 IEEE802.11n 协议提出的 CSI, 细粒度地描述了无线信道的状态, 更完整地保留了无线信号多路径传输中的环境特征信息。

在频域中, 信道传输模型可表示为式(3)。

$$Y = HX + N \quad (3)$$

其中 X 和 Y 分别表示发射和接收的无线信号, N 是加性高斯白噪声, H 代表信道状态信息。

对于一个具有 T_x 根发射天线、 R_x 根接收天线和 K 个子载波的无线传输系统, 每个采样时刻的 CSI 都是一个 $T_x \times R_x \times K$ 的三维复矩阵, 第 j 根接收天线在时刻 t 接收到第 i 根发射天线的 CSI, 如式(4)所示, 式中, i 和 j 取值范围分别是 $1 \sim T_x$ 和 $1 \sim R_x$, k 的取值范围为 $1 \sim K$ 。

$$\mathbf{h}^{i,j}(t) = [h_1^{i,j}(t), h_2^{i,j}(t), \dots, h_k^{i,j}(t), \dots, h_K^{i,j}(t)] \quad (4)$$

其中, $h_k^{i,j}(t)$ 是接收天线 j 在时刻 t 处接收第 i 个发射天线第 k 个子载波上的数据, 可表示为式(5)。

$$h_k^{i,j}(t) = \|h_k^{i,j}(t)\| e^{j\delta h_k^{i,j}(t)} \quad (5)$$

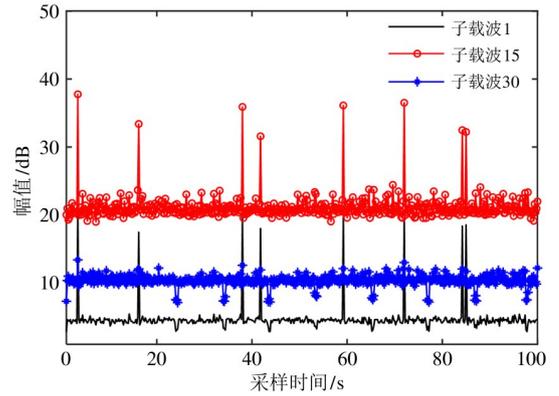
对天线 j 在时刻 t 处接收第 i 根发射天线的 CSI 幅值向量 $\mathbf{H}^{i,j}(t)$ 进行提取并转置, 如式(6)所示。

$$\mathbf{H}^{i,j}(t) = [\|h_1^{i,j}(t)\|, \|h_2^{i,j}(t)\|, \dots, \|h_k^{i,j}(t)\|, \dots, \|h_K^{i,j}(t)\|] \quad (6)$$

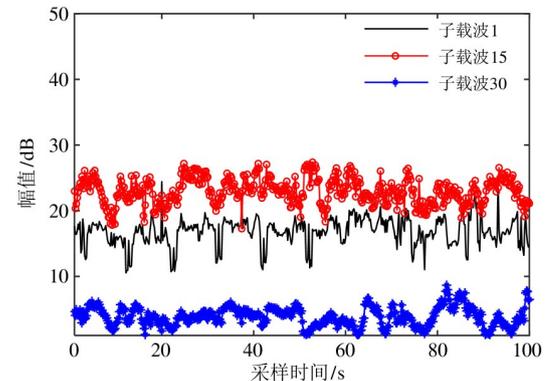
将不同时刻的 CSI 幅值向量放在一起组成幅值矩阵进行分析, 观察其随时间的变化, T_s 内的幅值矩阵 $\mathbf{H}^{i,j}$ 如式(7)所示。

$$\mathbf{H}^{i,j} = [\mathbf{H}^{i,j}(1), \mathbf{H}^{i,j}(2), \dots, \mathbf{H}^{i,j}(t), \dots, \mathbf{H}^{i,j}(T)] \quad (7)$$

实际采集室内有人和无人 2 种场景下的 CSI 数据, 并挑选其中部分子载波进行绘制, 不同场景下 CSI 幅值时变分布情况如图 3 所示。可以明显看出, 室内无人时 CSI 的幅值时变分布较为平稳, 室内有人时则会因为人体活动影响无线链路, 从而导致信号幅值波动跳变, 稳定度降低。



(a) 室内无人



(b) 室内有人

图 3 部分子载波幅值时变情况

图 4 展示了室内有人和无人 2 种场景下采集 CSI 数据的整体子载波幅值波动情况, 自上而下共 30 条曲线, 分别对应 30 个不同的子载波。

综上所述可以看出, 与 RSS 相比, CSI 具有时间稳定性好、对动态环境干扰抵抗力强和对链路周围人员存在敏感性强等优势, 利用 CSI 来进行深层次的室内情景感知具有相当程度的潜力。

2 系统设计

2.1 系统框图

图 5 给出了该文所提方法的系统框架。离线阶

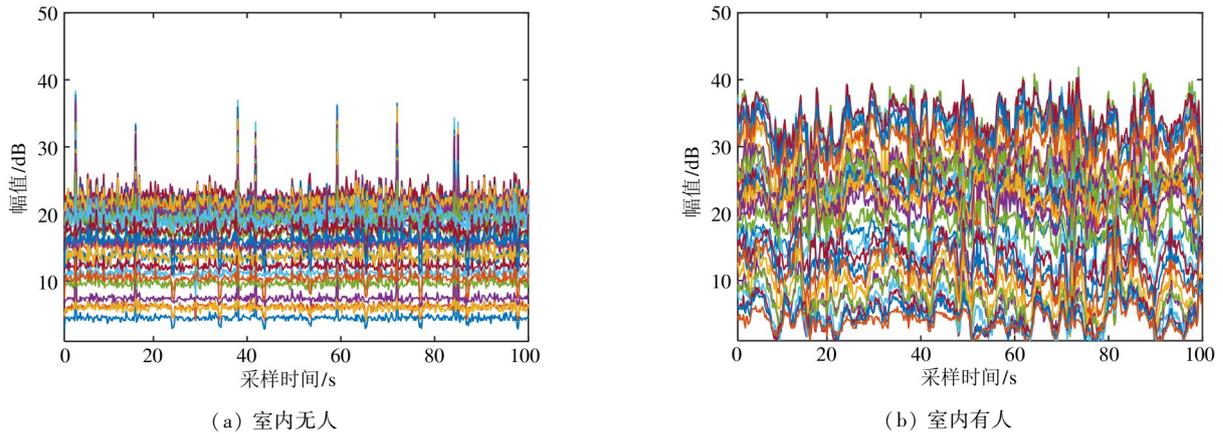


图4 室内 CSI 幅值时变情况

段采集各种场景下的 CSI 数据构成样本库,随后在数据预处理的基础上分析 CSI 幅值的平稳性,提取反映室内状态的多维信号特征,最后通过聚类得到双阈值门限。在线阶段对采集的待测状态 CSI 测试数据进行同样的处理,并利用双阈值联合判定方法确定当前室内有无人员。

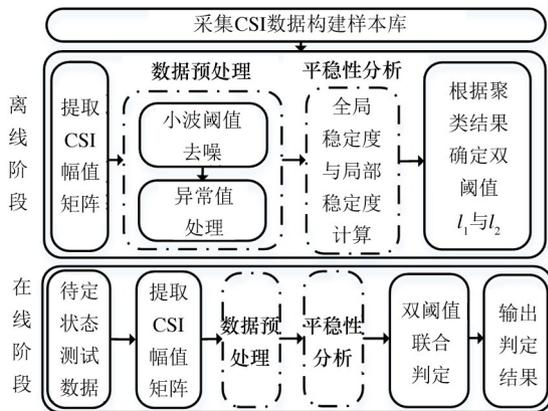


图5 系统框图

2.2 数据预处理

实际采集的 CSI 数据中含有环境噪声与硬件测量噪声,需要先进行噪声处理。与其他方法相比,小波变换阈值去噪的方法实现简单且去噪效果较好,它具有多分辨率分析的特点,能够聚焦到信号的任意细节进行多分辨率的时频域分析,可很好地保留信号信息。由于室内干扰因素较多且不确定,使用 `ddencmp` 函数自动生成信号的小波包消噪阈值选取方案,选用 `db6` 小波基函数对 CSI 幅值做 3 层分解进行去噪,图 6 是室内无人时 CSI 幅值数据经过小波

变换阈值去噪前后的时变情况对比图。

可以观察到,去噪之后 CSI 幅值变得更加平滑稳定,但是仍存在不规则的异常值跳变,这是因为设备自身信号不稳、噪声干扰等因素导致 CSI 幅值产生不规则的大幅度跳变,即便是在室内无人时也会出现这种现象。这种异常将会影响后续的平稳性分析,因此还需要对异常值进行剔除。

Hampel 滤波算法是决策滤波器的一种,常用于寻找信号序列中的异常值,并以较为合适的值代替异常值,能起到良好的检测和去除异常值的效果。设置窗口大小为 100,将超出 3σ 的异常值用中值进行替代,图 7 是采用汉佩尔滤波的方法剔除异常值前后的 CSI 幅值时变情况。

2.3 CSI 幅值平稳性分析

本文所用系统采集到的 CSI 数据样本为 $3 \times 3 \times 30$ 大小的矩阵,分别对应 3 根发射天线、3 根接收天线以及 30 个子载波。对采集的数据进行解析,在室内有人场景下,考虑室内人员处于活动状态与静止状态 2 种情况,分别提取反映室内状态的信号特征。

2.3.1 若室内人员处于动态

当室内人员处于活动状态时,该方法使用的 AP 工作在 2.4 GHz 频段,人体的成分有 70% 以上由水组成,恰好水的吸收峰处于 2.4 GHz,室内人员的活动必然会对无线信道造成相当程度的影响,CSI 数据的幅值波动将会较为剧烈。因此对于 T_s 时长内的 CSI 幅值样本整体,可以通过计算 30 个子载波的平均标准差,以此来观察采样样本全局的波动情况,

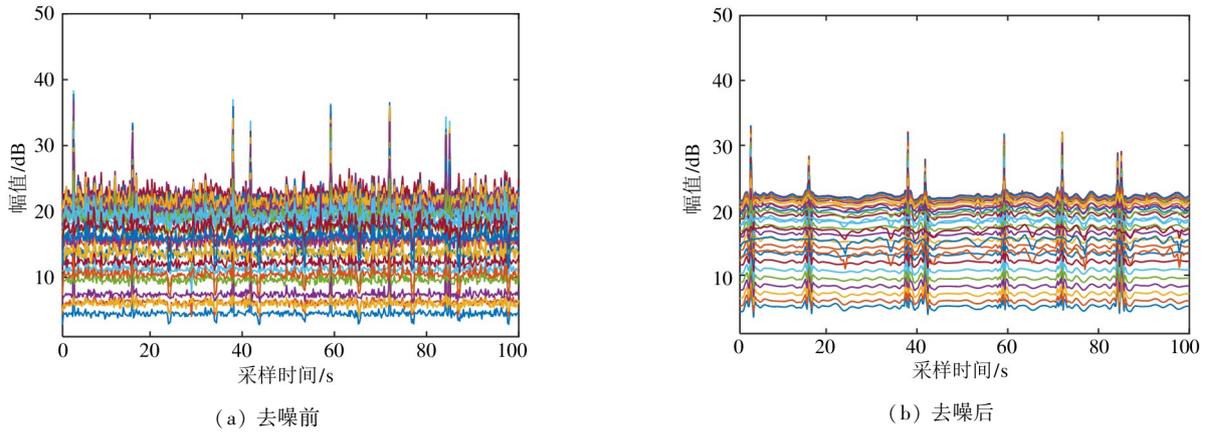


图 6 小波变换阈值去噪前后

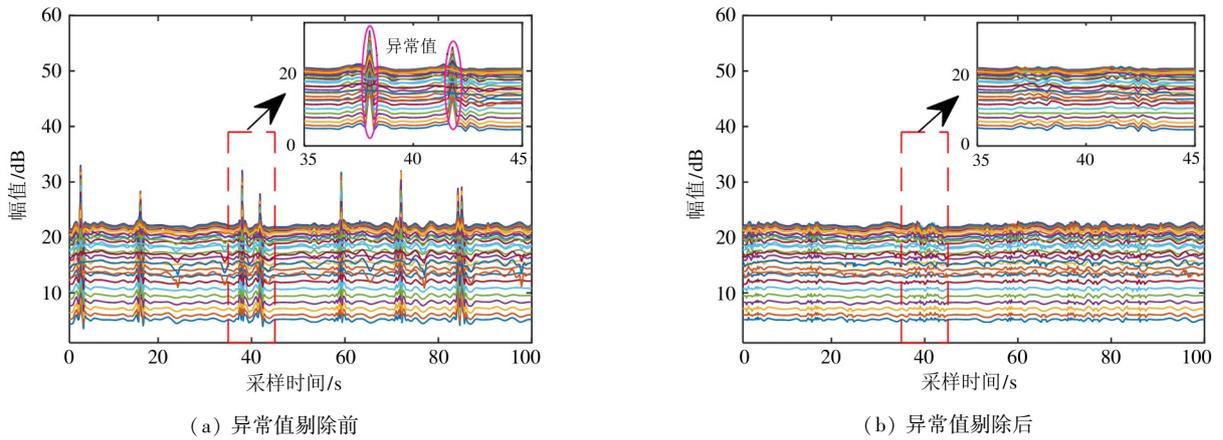


图 7 异常值剔除前后

全局稳定度(global stability, GS)可表示为式(8)。其中第 k 个子载波在连续 T s 时长内的幅值向量 $\mathbf{H}_k^{i,j}$ 如式(9)所示, i 和 j 取值范围为 $1 \sim 3$, 与实验中使用的收发天线数量与天线对有关。

$$GS = \frac{1}{30} \sum_{k=1}^{30} \text{std}(\mathbf{H}_k^{i,j}) \quad (8)$$

$$\mathbf{H}_k^{i,j} = [\|h_k^{i,j}(1)\|, \|h_k^{i,j}(2)\|, \dots, \|h_k^{i,j}(t)\|, \dots, \|h_k^{i,j}(T)\|]' \quad (9)$$

2.3.2 若室内人员处于静态

当室内人员处于静止状态或缓慢移动时,这种情况并不会造成 CSI 幅值整体的大幅波动,此时全局稳定度不再完全可靠,仅依赖 GS 将会造成室内静态人员漏报率较高的问题。但 CSI 具备的多径感知能力使它对人体细微的活动十分敏感,考虑到人体呼吸所带动的胸脯起伏以及细微的活动都会导致室内无线信号的传播路径发生改变,从而引起 CSI 信号幅值有所变化,因此进一步对 CSI 幅值的内部

特征进行观察来实现对室内静态人员的感知。

如图 8 所示,对各子载波使用一定长度的滑动时间窗口进行分析,以此来统计 CSI 幅值的局部稳定度。时间窗口的长度可根据采样速率适当设置,由于采集速率设置为 200 ms/包,同时需要保证滑动窗口内的数据量不能过少,因此这里将滑动时间窗口的长度设置为 2 s。依次对窗口内的 10 组数据进

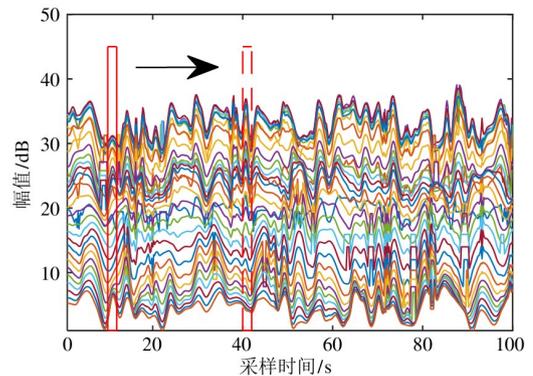


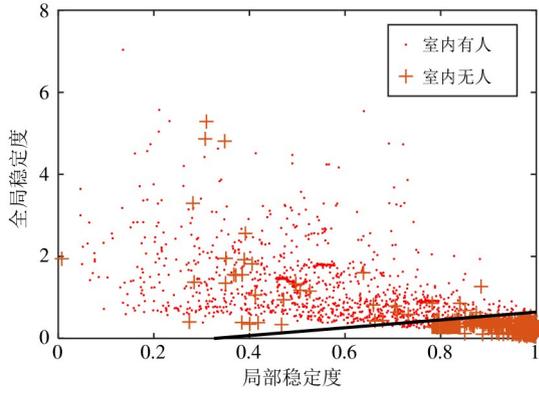
图 8 滑动时间窗口示意图

行稳态分析。若当前窗口内数据偏差过大,则将该组数据划分为波动时长集(fluctuation duration, Fd),反之,则为稳定时长集(stable duration, Sd)。利用滑动窗口将采集 T_s 时长内第 k 个子载波的数据分为 Sd^k 与 Fd^k ,最终得到局部稳定度(local stability, LS),如式(10)所示。

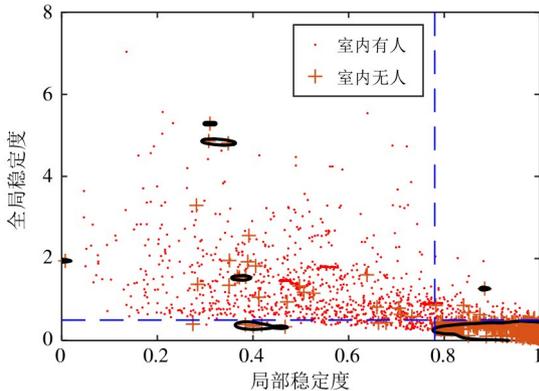
$$LS = \frac{1}{30} \sum_{k=1}^{30} \frac{Sd^k}{(Sd^k + Fd^k)} \quad (10)$$

2.4 双阈值联合判定

实际中无法得知室内人员是处于活动状态还是静止状态的先验知识,若仅依靠 GS 指标难以反映室内静态人员存在的情况,仅依靠 LS 指标则难以反映人员短暂入侵后即刻离开的事实。因此需要同时使用 GS 和 LS 这 2 个指标来联合反映当前室内环境状态,避免了动态与静态场景下单一指标漏检率高的问题。分别计算采集样本库数据的 GS 与 LS 并进行统计,对各场景下室内有人与无人时的稳定度进行聚类,并使用 SVM 工具包对聚类结果分别做线性分类与非线性分类,如图 9 所示。



(a) 线性分类



(b) 非线性分类

图 9 室内稳定度聚类情况

可以看出,图 9(a)线性分类比图 9(b)非线性分类的效果稍差,同时聚类结果显示,室内无人时局部稳定度多数聚集在 0.78 ~ 1 范围内,全局稳定度多数聚集在 0 ~ 0.5 范围内。为简化计算,利用双阈值的限制条件近似替代非线性分类超平面曲线,经过实验选取较为合适的阈值 l_1 与 l_2 ,将 l_1 设置为 0.78, l_2 设置为 0.5,最终通过双阈值联合判定的方法确定室内人员的存在情况。面向室内人员被动感知的 CSI 幅值平稳性分析方法流程伪代码如算法 1 所示。

算法 1 面向室内人员被动感知的 CSI 幅值平稳性分析方法

Function People-sensing ($\mathbf{H}^{i,j}$)

输入: CSI 幅值矩阵 $\mathbf{H}^{i,j}$

输出: $state$, 0 当前室内无人; 1 当前室内有人

初始化: $m = 0, n = 0, state = 0, k = 1$

- (1) 小波变换阈值去噪
- (2) 汉佩尔滤波处理异常值
- (3) 针对室内动态人员:
- (4) 全局稳定度 GS 分析:
- (5) if $k < 30$ then
- (6) $m \leftarrow \text{std}(\mathbf{H}_k^{i,j}) + m, k = k + 1$
- (7) end if
- (8) $GS \leftarrow m/30$
- (9) 针对室内静态人员:
- (10) 局部稳定度 LS 分析:
- (11) 将第 k 个子载波的数据分为 Sd^k 与 Fd^k
- (12) if $k < 30$ then
- (13) $n \leftarrow Sd^k / (Sd^k + Fd^k) + n, k = k + 1$
- (14) end if
- (15) $LS \leftarrow n/30$
- (16) 双阈值判决:
- (17) if $GS < l_1$ and $LS > l_2$ then
- (18) 当前室内状态 $state \leftarrow 0$
- (19) else
- (20) 当前室内状态 $state \leftarrow 1$
- (21) end if
- (22) return $state$

End function

3 实验验证与性能分析

3.1 数据采集

选择较为复杂的实验室环境作为室内实验场

所,桌面上布置有电脑、书本和打印机等物品,是常规且真实的室内环境。室内实验场所平面示意图如图 10 所示,收发端均置于桌面上,距地面高度为 0.9 m。实验基于 ubuntu 14.04 LTS 系统与 Intel 5300 网卡对 TL-WDR 7600 型号路由器发射 Wi-Fi 信号的 CSI 数据进行采集,电脑端设置为 AP 模式接收数据。为避免信道间干扰,设置路由器工作在 2.4 GHz 的信道 6 下,对于 CSI Tool 采集工具,若采集速率过

快将由于数据堵塞而导致接收端停止收数,且缓存数据过多会占据较大内存空间;若采集速率过慢则会增加室内人员短暂存在情形的漏检率。因此,为减小空间缓存压力与丢包率,将采集速率设置为 200 ms/包。每次分别在不同时长、不同视距条件及不同室内人员状态等场景下采集 CSI 数据,图 10(a)与(b)分别是收发端处于视距条件与非视距条件的部署方式。

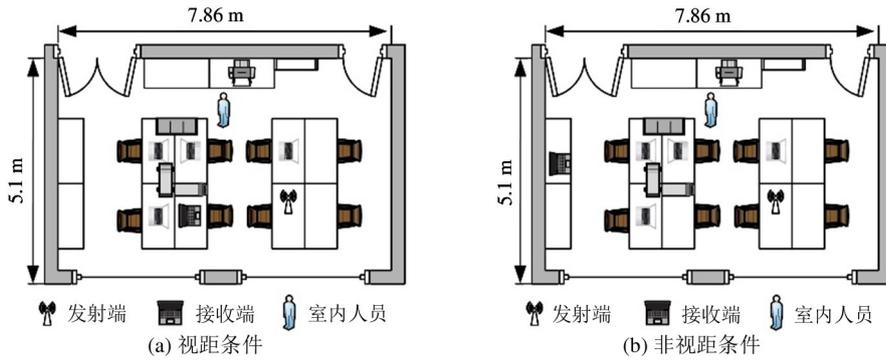


图 10 实验场地平面示意图

3.2 性能评价指标

假设有 P 个类别为 1 的样本, Q 个类别为 0 的样本,其中 1、0 分别代表当前室内有人、室内无人的情况。经过分类后, P 中有 TP 个正确判为 1 的样

本, FQ 个误判为 0 的样本; Q 中有 TQ 个正确判为 0 的样本, FP 个误判为 1 的样本,使用以下指标来评价该方法的性能,如表 1 所示。

表 1 性能评价指标

准确率 (accuracy, A)	漏警率 (missing alarm, MA)	虚警率 (false alarm, FA)
$A = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}$	$MA = \frac{FN}{TP + FN}$	$FA = \frac{FP}{TN + FP}$

其中有 $P = TP + FN$; $N = TN + FP$, 准确率 A 反映了无先验知识条件下该方法对样本的整体感知判定能力。

为系统、全面地评价该方法的性能,接下来分别对室内人员不同活动状态、视距与非视距条件、不同检测时长等因素单独做进一步研究,观察各因素对感知率的影响。同时为准确评估该方法的鲁棒性与准确性,将本文方法与经典的 PADS 算法^[13]、PD 算法^[17]和基于 RSS 的方法在相同的实验场景下进行比较。

3.3 不同室内人员状态

在视距条件下,分别采集室内动态人员与静态

人员存在时的 CSI 数据,针对不同的室内人员状态进行测试,结果如图 11 所示。

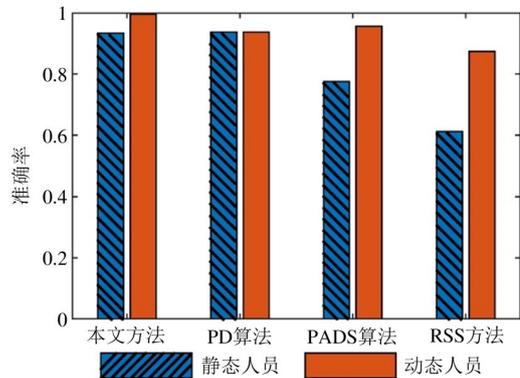


图 11 视距下不同方法感知率比较

可以看到,在视距条件下对室内动态人员进行感知,RSS方法因其粗粒度,准确率仅为87.5%;其余3种方法对室内动态人员都具有较高的感知准确率。这是因为室内人员的活动对无线信号造成了一定的影响,同时CSI的细粒度特性使其对人体活动更加敏感。与PD算法和PADS算法相比,本文所提方法对动态移动下的室内人员感知准确率最优,可达99.6%。

同样地,在视距条件下对室内静态人员进行测试,可以看到4种方法的感知准确率均有所下降。这是由于静态人员活动幅度较小,对信号影响不明显导致的。其中RSS与PADS算法性能显著降低,PD算法因其对CSI数据相位信息做线性变化校正并进一步提取相位差信息,利用特定频率的呼吸信号来感知室内静态人员,增加了操作与计算复杂度,因此仍保持在93.8%的感知准确率。而本文方法仅利用局部稳定度指标对静态室内人员进行感知,准确率为93.36%,略低于PD算法,优于PADS算法与RSS感知方法。

3.4 视距与非视距条件

3.3小节对室内人员不同状态进行了针对性的研究与讨论,接下来对收发设备部署位置对系统的影响做进一步探索。参照图9将收发设备分别部署为视距场景与非视距场景,观察本文所提方法对视距与非视距条件的适应性。在室内人员处于静态场景下采集测试数据,实验结果如图12所示。

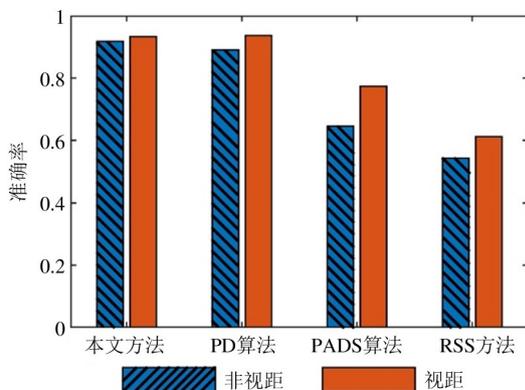


图12 视距与非视距下室内静态人员感知率

可以看到,与视距条件相比,各方法在非视距条件下的效果均受到不同程度的影响。其中RSS与

PADS算法受多径效应影响较大,PD算法准确率从93.8%降为89.07%,而本文方法准确率仅从93.36%降为91.87%,仍具有较高的鲁棒性,即便在非视距场景下对室内静态人员的感知准确率也能够维持在91.87%,优于其他方法。

3.5 不同检测时长

考虑到实际选取的检测时长会影响环境稳定度指标的计算,若监测时长太短,无法反映室内人员存在与否的真实情况;若检测时长过久,则会降低系统的反应速度。在视距条件下进一步观察在不同检测时长下的室内人员感知情况,结果如图13所示。

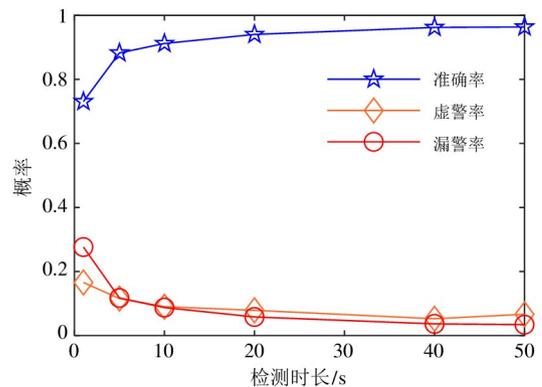


图13 视距条件不同时长下人员感知率

从图13可以看到,随着采样时长的增加,室内人员感知准确率逐渐增加并趋于稳定,这是因为随着采样时间的增加,数据空间不断扩大,对环境稳定度的计算更为精准,因此准确率会逐渐上升。考虑到实际中室内存在人员短暂进出的情况,检测时间过长将会导致波动数据淹没在其中,从而无法准确感知到室内的真实情况,导致漏警率增加。由于3.1节中采集速率设置为200ms/包,因此这里将检测时长设置为20s。在实际中可根据应用需求与采集速率对监测时长进行调整,在保证感知准确率的同时提高系统灵敏度。

3.6 总体性能表现

此前的相关工作大都在特定环境下进行性能测试,在无任何先验知识条件下对感知系统综合性能进行分析的工作较少。因此,本文在对上述各因素分析的基础上,将不同时间段、视距与非视距条件以及不同状态下采集的CSI数据合并,不以先验知识

对 CSI 测试数据类别加以区分,并以 PD 算法、PADS 算法与 RSS 方法在视距条件下的检测性能作为比较。面向室内人员被动感知的 CSI 幅值平稳性分析方法在室内复杂环境下的综合性能表现如图 14 所示。

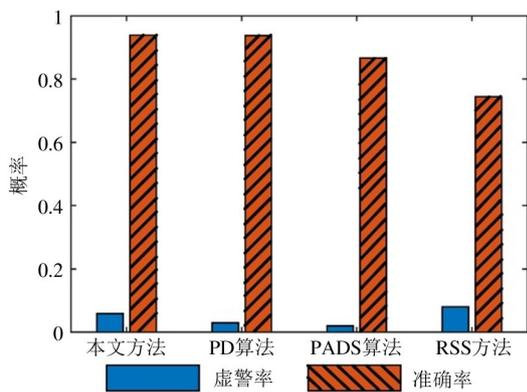


图 14 室内人员综合感知率

可以看到,本文方法在室内复杂环境下的综合感知准确率高达 93.8%,与利用相位信息的 PD 算法不相上下,优于 PADS 算法与 RSS 方法。由于本文方法将无线网卡与接收天线均置于电脑内部,硬件工作噪声较大,对无人时的准确感知造成了一定程度的影响,且将非视距条件下的样本也加入了整体样本空间进行综合测试,因此虚警率比 PD 算法和 PADS 略高一些。总体来看,本文方法仅利用幅值信息,简化计算复杂度的同时实现了轻量化、高精度、高鲁棒性的室内人员被动感知。

4 结论

针对现有基于 Wi-Fi 的入侵检测系统在室内复杂场景下存在的不足,本文提出一种面向室内人员被动感知的 CSI 幅值平稳性分析方法,仅使用一台常见的商用路由器与配备 Intel 5300 网卡的电脑即可完成系统的搭建与数据采集。该方法剔除一些因外界干扰和网卡内部噪声所引起的异常尖峰值,同时借助全局稳定度与局部稳定度这 2 个维度指标,既能感知室内动态人员的存在,也能够捕捉室内静态人员造成信号的一些微弱波动,从根本上降低了被动感知系统的误报率与漏报率,减轻了对视距条

件的依赖。实验结果表明,该文所提方法在视距下对动态人员感知准确率为 99.6%,在非视距条件下对静态人员的感知准确度仍可达 91.87%,室内复杂环境且无先验知识条件下的综合感知准确度为 93.8%,具有较高的鲁棒性与可靠性。

不同于其他提取 CSI 幅值相位信息特征并基于机器学习或深度学习训练分类的方法,本文方法无需提取相位信息并进行校正,更为轻量化且降低了计算复杂度,突破了需要外引天线、部署传感器、被测人员通过特殊通道、视距等条件限制。在简化系统、降低成本的同时,也能够满足日常的使用,具有广阔的应用前景,同时室内普遍具有 WLAN 基础设施,这将为技术成果的商业转化与推广提供了坚实的基础。在后续的研究工作中,将考虑解决室内多个数量目标的感知问题,以及多目标定位与跟踪的问题。

参考文献

- [1] 赵化森. 基于无线传感网的室内人员无源感知的研究 [D]. 济南:山东大学信息科学与工程学院, 2014:11-13.
- [2] ZHANG D, HU Y, CHEN Y, et al. Breath track; tracking indoor human breath status via commodity WiFi [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6 (2): 3899-3911.
- [3] ABDELNASSER H, HARRAS K, YOUSSEF M. Ubiquitous WiFi-based fine-grained gesture recognition system [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18 (11): 2474-2487.
- [4] DUAN S H, YU T Q, HE J. WiDriver; driver activity recognition system based on WiFi CSI [J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2018, 25(2): 146-156.
- [5] 鲁勇, 吕绍和, 王晓东, 等. 基于 WiFi 信号的人体行为感知技术研究综述 [J]. 计算机学报, 2019, 42 (2):1-21.
- [6] 陆蓓蓓, 谢慧, 郝斌, 等. 人员在室内感知方法综述 [J]. 建筑科学, 2019, 35(10):84-91.
- [7] TROFIMOVA A A, MASCIADRI A, VERONESE F, et al. Indoor human detection based on thermal array sensor data and adaptive background estimation [J]. Journal of Computer and Communications, 2017, 5(4):16-28.
- [8] 周健. 无线感知网络中基于 CSI 的室内入侵检测与行为识别研究 [D]. 南京:南京邮电大学通信与信息工程学院, 2018:16-17.
- [9] KOSBA A E, SAEED A, YOUSSEF M. RASID; a robust WLAN device-free passive motion detection system [C] //

- 2012 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. Lugano:IEEE,2012:180-189.
- [10] WILSON J, PATWARI N. See-through walls: motion tracking using variance-based radio tomography networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 10 (5):612-621.
- [11] YANG L, LIN Q, LI X, et al. See through walls with COTS RFID system[C]// The 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: Association for Computing Machinery, 2015: 487-499.
- [12] 倪莹莹. 基于信道状态信息的室内人员检测技术 [D]. 南京:南京邮电大学物联网学院, 2019:25-28.
- [13] QIAN K, WU C, YANG Z, 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: IEEE, 2014: 183-190.
- [14] 史文华. 基于 WiFi 感知的人员检测方法[J]. 电脑知识与技术, 2021,17(17):187-189.
- [15] 杨小龙, 吴世明, 周牧, 等. 室内穿墙场景下的无源人体目标检测算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42 (3): 603-612.
- [16] WU C, YANG Z, ZHOU Z, 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.
- [17] 周启臻, 邢建春, 杨启亮. 基于信道状态信息相位差的人员入侵检测方法[J]. 传感技术学报, 2018,31(1): 103-109.
- [18] LIU X, CAO J, TANG S, et al. Wi-sleep: contactless sleep monitoring via WiFi signals[C]// 2014 IEEE Real-Time Systems Symposium. Rome: IEEE, 2014:346-355.
- [19] ZHENG X, WANG J, SHANGGUAN L, et al. Smokey: ubiquitous smoking detection with commercial WiFi in infrastructures [C]// The 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. San Francisco: IEEE, 2016: 1-9.
- [20] HE W F, WU K S, ZOU Y P, et al. WiG: Wi-Fi-based gesture recognition system[C]// Proceedings of the International Conference on Computer Communication and Networks. Hong Kong: IEEE, 2015:1-7.
- [21] 杨旭. 基于 WiFi 的室内人员非接触式感知方法研究 [D]. 徐州:中国矿业大学计算机科学与技术学院, 2022:27-30.

Analysis method of CSI amplitude stationarity for passive perception of indoor personnel

XUE Mingming^{***}, LIU Zhiyang^{*}, WU Hong^{***}

(* School of Electronic Information and Optical Engineering, Nankai University, Tianjin 300350)

(** Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Sensor and Sensing Network Technology, Tianjin 300350)

Abstract

Under the complex indoor environment, received signal strength (RSS) resolution of the wireless signal is lower caused by the multipath effects, and non-line-of-sight (NLOS) condition makes the detection accuracy of indoor personnel worse. However, the cost of detection equipment used in the prior art is relatively high and the construction of the system is more complicated. Aiming at these problems, this paper proposes an analysis method of channel status information (CSI) amplitude stationarity for passive perception of indoor personnel using only one access point (AP). First, this method extracts the amplitude matrix from the collected CSI and preprocess the data. On this basis, the global stability(GS) and local stability(LS) of CSI amplitudes are calculated respectively. Finally, the presence or absence of personnel in the room is judged quickly based on the lightweight dual-threshold joint judgment method. Experimental results show that the accuracy of passive perception for dynamic personnel is 99.6% under line-of-sight (LOS) conditions, and the perception accuracy for static personnel can still reach 91.87% under NLOS conditions. This method breaks through the limitation of carrying and modifying devices, deploying sensors, and LOS conditions, which reduces the costs and effectively improves the reliability and usability of the system.

Key words: single access point, passive human perception, channel state information (CSI), stationarity analysis, dual thresholds