

# WiFense: 从衍射模型到边界监控<sup>\*</sup>

刘兆鹏<sup>1,2</sup>, 李晟洁<sup>1,2</sup>, 张越<sup>1,2</sup>, 曾有为<sup>1,2</sup>, 张大庆<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(北京大学 信息科学技术学院, 北京 100871)

<sup>2</sup>(高可信软件技术教育部重点实验室(北京大学), 北京 100871)

通信作者: 张大庆, E-mail: [dqzhang@sei.pku.edu.cn](mailto:dqzhang@sei.pku.edu.cn)



**摘 要:** 近年来, 随着普适计算概念的深入人心, 智能感知技术已成为研究者们关注的焦点, 且基于 WiFi 的非接触式感知因其优秀的普适性、低廉的部署成本以及良好的用户体验越来越受到学术界和工业界的青睐. 典型的 WiFi 非接触式感知工作有手势识别、呼吸检测、入侵检测、行为识别等, 这些工作若实际部署, 需首先避免其他无关区域中无关行为的干扰, 因此需要判断目标是否进入到特定的感知区域中. 这意味着系统应具备精准判断目标在界线哪一侧的能力, 然而现有工作没能找到一个可以对某个自由设定的边界进行精确监控的方法, 这阻碍了 WiFi 感知应用的实际落地. 基于这一关键问题, 从电磁波衍射的物理本质出发, 结合菲涅尔衍射模型 (Fresnel diffraction model), 找到一种目标穿越 link (收发设备天线的连线) 时的信号特征 (Rayleigh distribution in Fresnel diffraction model, RFD), 并揭示该信号特征与人体活动之间的数学关系; 之后以 link 作为边界, 结合天线间距带来的波形时延以及 AGC (automatic gain control) 在 link 被遮挡时的特征, 通过越线检测实现对边界的监控. 在此基础上, 还实现两个实际应用, 即入侵检测系统和居家状态监测系统, 前者的精确率超过 89%、召回率超过 91%, 后者的准确率超过 89%, 在验证所提边界监控算法的可用性和鲁棒性的同时, 也展示了所提方法与其他 WiFi 感知技术相结合的巨大潜力, 为 WiFi 感知技术的实际部署提供思考方向.

**关键词:** 非接触式感知; WiFi; 信道状态信息 (CSI); link 穿越检测; 边界监控

**中图法分类号:** TP393

中文引用格式: 刘兆鹏, 李晟洁, 张越, 曾有为, 张大庆. WiFense: 从衍射模型到边界监控. 软件学报. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6826.htm>

英文引用格式: Liu ZP, Li SJ, Zhang Y, Zeng YW, Zhang DQ. WiFense: From Diffraction Model to Boundary Monitoring. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6826.htm>

## WiFense: From Diffraction Model to Boundary Monitoring

LIU Zhao-Peng<sup>1,2</sup>, LI Sheng-Jie<sup>1,2</sup>, ZHANG Yue<sup>1,2</sup>, ZENG You-Wei<sup>1,2</sup>, ZHANG Da-Qing<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China)

<sup>2</sup>(Key Lab of High Confidence Software Technologies (Peking University), Beijing 100871, China)

**Abstract:** Recently, with the popularity of ubiquitous computing, intelligent sensing technology has become the focus of researchers, and non-contact sensing based on WiFi is more and more popular in academia and industry because of its excellent generality, low deployment cost, and great user experience. The typical non-contact sensing work based on WiFi includes gesture recognition, breath detection, intrusion detection, behavior recognition, etc. For real-life deployment of these works, one of the major challenges is to avoid the interference of irrelevant behaviors in other irrelevant areas, so it is necessary to judge whether the target is in a specific sensing area or not, which means that the system should be able to determine exactly which side of the boundary line the target is on. However, the existing work cannot find a way to accurately monitor a freely set boundary, which hinders the actual implementation of WiFi-based sensing applications. In order to solve this problem, based on the physical essence of electromagnetic wave diffraction and the Fresnel

\* 基金项目: 2020 年度中日韩 A3 前瞻计划 (62061146001); 北大-英特尔合作项目

收稿时间: 2021-09-24; 修改时间: 2022-05-26; 采用时间: 2022-11-06; jos 在线出版时间: 2023-05-17

diffraction model, this study finds a signal feature, namely Rayleigh distribution in Fresnel diffraction model (RFD), when the target passes through the link (the line between the WiFi receiver and transmitter antennas) and reveals the mathematical relationship between the signal feature and human activity. Then, the study realizes a boundary monitoring algorithm through line crossing detection by using the link as the boundary and considering the waveform delay caused by antenna spacing and the features of automatic gain control (AGC) when the link is blocked. On this basis, the study also implements two practical applications, that is, intrusion detection system and home state detection system. The intrusion detection system achieves a precision of more than 89% and a recall rate of more than 91%, while the home state detection system achieves an accuracy of more than 89%. While verifying the availability and robustness of the boundary monitoring algorithm, the study also shows the great potential of combining the proposed method with other WiFi-based sensing technologies and provides a direction for the actual deployment of WiFi-based sensing technologies.

**Key words:** non-contact sensing; WiFi; channel state information (CSI); crossing link detection; boundary monitoring

近年来,随着普适计算概念的兴起和智能感知技术的发展,以“人为中心的计算”理念使得计算机技术在智能家居、智能看护、室内安防等场景中的应用受到了广泛的关注.在这些应用场景中,人们希望通过一定的方式,获取目标的活动状态,进而提供更具体、更有针对性的服务.例如在智能养老系统中,可以通过实时监测老年人的居家活动状态来评估其健康状况以及防止意外发生;而在智能家居系统中,可以根据目标所在位置而启用一些位置相关的服务,如自动开光灯等.这些系统的典型技术手段一般是基于接触式的可穿戴传感器,如要求使用者穿戴相应的加速度传感器、GPS 定位装置等,从而实现对其日常活动和位置的感知.然而这种接触式的感知方式要求使用者时刻携带相应的传感器,且需要定期充电和维护,给日常生活带来了负担,因此非接触式感知应运而生.所谓非接触式感知,即指在目标不接触任何传感器的情况下实现对目标的感知.与接触式感知方式相比,非接触式感知具有便捷、舒适、无需目标配合的优点,与“以人为中心的计算”理念更为契合,也更容易被使用者接受.典型的非接触式感知手段主要包括基于雷达信号、基于 WiFi 信号、基于声波和基于红外的感知等.但雷达设备,如 FMCW、UWB 等的成本较高、且需要在环境中部署专门的设备;而声波由于衰减较快的问题,可感知范围较小,无法适应实际应用场景;基于红外线的感知<sup>[1,2]</sup>则易受环境温度和光照的影响.相比之下,随着 WiFi 技术的发展,WiFi 信号作为通信媒介已经无处不在,基于 WiFi 的非接触感知因可复用现有的 WiFi 设备而成本低廉,而 WiFi 信号较大的传播范围也使基于 WiFi 的感知具有感知范围较广的优势,同时 WiFi 信号丰富的感知特征也使其具有很强的感知潜力.由于这些优点,基于 WiFi 的非接触感知逐渐受到了研究者的广泛关注,基于 WiFi 信号的感知系统也大量涌现出来.

基于 WiFi 的非接触感知的基本原理是利用目标对环境中 WiFi 信号的影响来推测其所处的状态或当前从事的行为.如图 1, WiFi 接收端接收到的信号实际是多条传播路径的叠加信号<sup>[3]</sup>,而当人活动时,其引起的衍射、反射等信号会发生变化,从而使得接收端接收到的信号随之发生变化.通过寻找人的活动与信号变化之间的规律,即可从接收信号反推出人的活动状态和行为.

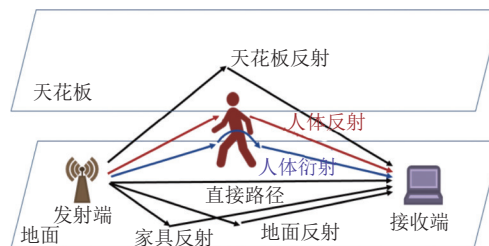


图 1 人对信号传播的影响

典型的 WiFi 非接触式感知工作有手势识别、呼吸检测、定位追踪、入侵检测、行为识别等<sup>[4]</sup>,这些工作若要实际部署,需首先避免其他无关区域中无关行为的干扰,这就要求判断目标是否进入到特定的感知区域中.例如,目标在电视附近时应开启手势识别应用来控制电视、目标躺在床上应进行呼吸检测或睡眠监测等,而当目标在其他区域时,这些功能不应开启,否则可能产生无意义的结果;再比如入侵检测,则需要知道目标已进入某个特定区域,才能及时地给出警报;而对于行为识别,在识别睡觉、吃饭等语义层次较高的行为时,除了识别目标当前

的动作, 往往还需要获取目标所处的区域位置这一重要的上下文信息, 例如人躺在地板上 (摔倒) 和人躺在床上 (休息) 显然对应的行为不同. 因此, 不管是手势识别、呼吸监测、入侵监测等动作识别应用还是高层次的行为识别应用, 确定出感知目标的区域位置信息都尤为重要.

针对这样的需求, 最直接的解决方法是对目标进行定位或追踪, 使系统实时掌握目标的具体位置, 从而得到其区域信息. 但不幸的是, 诸如 LiFS、IndoTrack 等工作的定位误差可达 1–2 m, 这种水平的精度是无法满足需求的, 比如当目标站在卧室外时, 很有可能因为误差导致系统判断其在卧室内, 得到错误的位置信息. 另一方面, 一些工作采取确定边界的思路来解决此问题, 如 Wiborder 通过对区域界线两侧信号特征的区分, 实现了准确的越线检测, 得到了目标的区域信息, 但由于其需要借助墙壁, 在部署上有一定的局限性, 不能完全按照应用需要来确定区域边界. 与此类似, 一些研究者想到直接使用收发设备天线连线 (下文称 link, 如图 2) 作为区域边界, 并做了一些探索, 例如 WiVit 提出当目标穿越 link 时多普勒速度会出现“负-零-正”的变化规律, 并以此判断是否有目标穿越边界到达另一区域, 但这种规律并不是目标穿越 link 所特有的, 有很多情况与之混淆; 有研究者提出当目标穿越 link 时, RSSI 会出现大幅下降<sup>[5]</sup>, 然而这种特征也不是唯一的, 且每次穿越点、穿越角度的差异又导致特征具有多样性, 因此也难以实现越线检测, 无法给我们提供准确的区域位置信息.



图 2 何为“link”

考虑目标在 link 上的情况, 根据电磁波的传播规律, 此时目标引入了衍射效应, 用传统的反射模型对信号进行建模将不再合适. 对于只存在反射的情况, 菲涅尔区模型<sup>[6]</sup>很好地解释了目标活动与信号波动之间的关系, 然而当衍射存在、特别是衍射信号占主导时, 需要引入新的手段对信号进行刻画. 基于这样的思考, 在继承以 link 为边界的思路的同时, 不同于已有工作, 本文从衍射模型出发, 建立了人穿越 link 时造成的衍射效应和 WiFi 信号之间的理论关系, 并提取了信号特征——RFD (Rayleigh distribution in Fresnel diffraction model), 它刻画了目标在人遮挡 link 时衍射效应下的动态信号能量. 在目标穿越 link 时, RFD 会呈现出稳定可复现的“M”型波形, 通过在信号上对目标穿越 link 的过程进行建模, 我们揭示了该波形的形成原因, 并通过检测该波形的出现实现了对目标的越线检测. 另外, 由于目标处于 link 附近时才会产生较强的衍射效应, 因此为了保证衍射模型的适用性并增加系统的鲁棒性, 我们使用了网卡中的自动增益控制 (automatic gain control, AGC) 参数来对目标是否遮挡 link 进行判断. AGC 的值取决于接收信号的能量大小, 即当 AGC 显著上升时, 说明 link 被目标遮挡, 此时目标引起的衍射效应占主导, 从而可以进一步利用衍射特征 RFD 来进行越线检测.

本文第 1 节回顾相关工作. 第 2 节阐述菲涅尔模型下目标穿越 link 的特征. 第 3 节具体介绍基于 link 穿越检测的边界监控方法. 第 4 节将实现两个应用, 并评估系统效果. 第 5 节总结全文内容.

## 1 相关工作

近几年中, 研究人员提出了各种各样的非接触式感知技术, 例如现在流行的基于红外线的感知技术<sup>[1,2]</sup>、基于雷达的感知技术<sup>[7–12]</sup>、基于声波的感知技术<sup>[13–15]</sup>等. 然而, 红外线的感知易受环境温度和光照的影响; 基于雷达的感知技术利用目标活动时产生的多普勒效应等实现对目标的感知, 但其使用了专用设备, 部署难、成本高, 且较大的信号功率有可能干扰其他通讯系统的正常使用; 基于声波的感知技术, 通过分析声波的变化特征来判断目标的活动情况, 但声波信号的传播衰减严重, 感知范围往往较小, 无法覆盖正常的室内家居环境. 因为现有技术的不足, 研究人员开始尝试寻求新的、低成本、范围广的技术来实现对目标的非接触式感知.

相比于其他技术, 作为通信媒介的 WiFi 信号已经遍布在我们生活中的每个角落, 因此, 复用生活中无处不在的 WiFi 信号进行非接触式感知引起了研究者的广泛关注. 接受信号强度 RSS (received signal strength) 及信道状态信息 (channel state information, CSI) 是最主要的两种可用于感知的基本信号信息, 后者在正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 子载波的层次上揭示了比前者更加细粒度的多径传播特性, 同

时结合 WiFi 信号的 MIMO (multiple input and multiple output) 特性, 使更精细的 WiFi 感知成为可能。

典型的 WiFi 非接触式感知工作有手势识别<sup>[16-18]</sup>、呼吸检测<sup>[19-23]</sup>、定位追踪<sup>[24-30]</sup>、入侵检测<sup>[31,32]</sup>、行为识别<sup>[33-38]</sup>等。这些工作一部分是需要目标位置作为先验信息的, 比如手势识别和呼吸检测, 需要知道人已进入检测区域, 同时也需要排除所关注区域之外的活动带来的干扰; 而另一部分, 如入侵检测、行为识别等, 目标位置本身就是一个重要信息, 准确的位置判断是相关功能可以运行的基础。因此, 检测目标是否进入某特定区域是一个重要的研究课题。具体来讲, 就是对区域边界进行监控, 当人在边界内外时给出准确的判断。

而在诸多基于 WiFi 信号的感知工作中, 与越线检测边界监护相关的主要有两类, 第 1 类是目标的定位追踪技术, 如 LiFS<sup>[28]</sup>、IndoTrack<sup>[26]</sup>等; 理想情况下, 如果能够获知目标在空间中的准确定位, 那么进行边界监控将十分简单, 然而这类工作的定位误差可以达 1-2 m, 这对于精确的边界监控是不能接受的, 因此依赖当前的定位方法无法准确地判断目标是否跨越某个界线。第 2 类工作则是确定感知边界的技术, 这种想法更为直接, 具有代表性的方案有 3 种。第 1 种是基于 RSSI 的方法, 当目标穿越 link 时 RSSI 的值会出现明显下降<sup>[5]</sup>, 然而这种特征并不只在目标穿越 link 时出现, 并且其波动变化规律也不稳定, 难以作为一个稳定有效的越线检测特征; 第 2 种是 WiVit<sup>[38]</sup>提到的将多普勒速度的“负-零-正”的过程作为穿越 link 的判断依据, 但在很多非穿越 link 的情况下也会产生相同的多普勒速度特征, 例如目标先接近 link 再远离 link, 造成大量的混淆; 第 3 种则是 Wiborder<sup>[32]</sup>, 该工作借助墙壁实现了精准的越线检测技术, 但该方法确定边界时依赖于空间中墙壁的结构, 并不能按照应用的需要自由的确定感知边界。

上述工作虽然都在基于 WiFi 的边界监控问题上提供了一些思考角度, 但都没有找到一种普遍适用的边界监控特征, 无法为各类感知应用确定出精确、任意的感知边界。与他们相比, 本文通过分析人在穿越 link 时的信号特征, 将其与菲涅尔衍射模型<sup>[21,39]</sup>相联系, 提取出了 RFD 这一稳定有效的指标, 从模型的角度揭示了目标穿越 link 和 CSI 变化之间的理论关联, 实现了准确的边界确定, 进而达到边界监控的目的。

## 2 从菲涅尔衍射模型到边界监控特征 RFD

为了利用 WiFi 信号来检测目标穿越 link 的事件, 我们从 CSI 中提取了有效的边界监控指标 RFD, 通过识别 RFD 在目标穿越 link 时呈现的“M”型模式, 可以实现精准的边界穿越检测。不仅如此, 通过与菲涅尔衍射模型相结合, 我们揭示了 RFD“M”型模式背后的物理意义, 建立了 RFD 与感知目标活动之间的数学关系。本节将首先简单介绍 CSI, 之后将具体介绍如何从 CSI 提取 RFD, 最后将利用菲涅尔衍射模式揭示出 RFD 与感知目标活动之间的关系。

### 2.1 CSI 简介

CSI 的全称为信道状态信息, 是 WiFi 通信中被用来描述通信信道质量的信息。它反映了将信号从发射端到接收端经历的变化。在最简单的只有一条传播路径的情况下, CSI 的数学表达如公式 (1) 所示。其中  $A$  代表振幅的衰减, 代表信号沿该路径从发射端传播到接收端所用的时间, 也称传输时延;  $f$  为信号传输的载波频率,  $e^{-j2\pi f\tau(t_0+t)}$  代表相应时刻由于传输时延造成的相位偏移。

$$H(f, t_0 + t) = Ae^{-j2\pi f\tau(t_0+t)} \quad (1)$$

而室内环境往往存在多径传播, 即接收器接收到的 WiFi 信号是来自所有直射和反射路径的信号的叠加。因此, CSI 可以表示为公式 (2)。其中,  $L$  为传播路径的个数,  $\alpha_l(t_0 + t)$  和  $\tau_l(t_0 + t)$  分别为第  $l$  条传播路径在  $(t_0 + t)$  时刻的振幅衰减和传播时延。

$$H(f, t_0 + t) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(t_0 + t)e^{-j2\pi f\tau_l(t_0+t)} \quad (2)$$

在这些叠加的传播信号中, 我们可以进一步将他们分为静态信号和动态信号, 其中静态信号是由环境中的静态物体反射产生, 例如天花板、地面、家具等, 这部分信号不随时间发生变化。动态信号则是由环境中活动的人体反射的信号, 它们会随人体目标的运动而发生变化<sup>[3]</sup>。基于此, CSI 可以进一步表达为两部分的叠加, 如公式 (3), 其



中  $S$  是静态路径的集合,  $D$  是动态路径的集合.

$$H(f, t_0 + t) = \sum_{s=1}^S \alpha_s e^{-j2\pi f \tau_s} + \sum_{d=1}^D \alpha_d(t_0 + t) e^{-j2\pi f \tau_d(t_0 + t)} \quad (3)$$

由于静态路径并不随时间变化, 可以进一步将静态路径合并为一个复数常量, 对公式 (3) 进行简化后得到公式 (4). 其中,  $\alpha_d(t_0 + t)$  和  $\phi_d(t_0 + t)$  分别代表  $t_0 + t$  时刻第  $d$  条动态信号的振幅衰减和相位偏移. 当人在环境中移动时, 这两个量会随着人的移动发生相应改变, 从而改变 CSI 的整体值. 也就是说, CSI 的变化反映了室内多径环境中人的活动情况.

$$H(t_0 + t) = A_s e^{j\phi_s} + \sum_{d=1}^D \alpha_d(t_0 + t) e^{j\phi_d(t_0 + t)} \quad (4)$$

以上介绍的是理想感知场景中的 CSI, 但在商用 WiFi 设备上, 由于发射端和接收端时钟的不同步, 为每个 CSI 采样带来了一个时变的相位误差  $\theta_{\text{offset}}$ , 因此我们实际获得的 CSI 为公式 (5).

$$H(t_0 + t) = e^{j\theta_{\text{offset}}} (A_s e^{j\phi_s} + \sum_{d=1}^D \alpha_d(t_0 + t) e^{j\phi_d(t_0 + t)}) \quad (5)$$

## 2.2 RFD 衍射特征的提取与解释

### 2.2.1 RFD 的提取

由于随机相位误差  $\theta_{\text{offset}}$  会使 CSI 的相位出现显著的偏差, 导致 CSI 的变化与感知目标的活动不再具有清晰的映射关系. 因此, 需要先消除相位误差的影响, 拿到可以反映人活动的 CSI. 由于同一 WiFi 网卡的不同天线 (例如 Intel 5300 WiFi 网卡有 3 根天线) 共用同一个射频振荡器, 所以每个时刻不同天线的相位误差是相同的. 因此, 为了相除这一误差, 我们将两根接收天线得到的 CSI 数据进行了共轭相乘<sup>[26]</sup>. 共轭相乘后的 CSI 可以看作由 4 部分组成, 如公式 (6), 第 1 部分为两根天线静态 CSI 的共轭乘积, 第 2 个部分为第 1 根天线的静态 CSI 和第 2 根天线的动态 CSI 的共轭乘积, 第 3 个部分为第 1 根天线的动态 CSI 和第 2 根天线的静态 CSI 的共轭乘积, 第 4 部分为两根天线动态 CSI 的共轭乘积.

$$\begin{aligned} H_1(f, t_0 + t) * H_2^*(f, t_0 + t) &= \left( A_{s_1} e^{j\phi_{s_1}} + \sum_{d_1=1}^{D_1} \alpha_{d_1}(t_0 + t) e^{j\phi_{d_1}(t_0 + t)} \right) \left( A_{s_2} e^{-j\phi_{s_2}} + \sum_{d_2=1}^{D_2} \alpha_{d_2}(t_0 + t) e^{-j\phi_{d_2}(t_0 + t)} \right) \\ &= \underbrace{A_{s_1} A_{s_2} e^{j(\phi_{s_1} - \phi_{s_2})}}_1 + \underbrace{A_{s_1} \sum_{d_2=1}^{D_2} \alpha_{d_2}(t_0 + t) e^{-j(\phi_{d_2}(t_0 + t) + \phi_{s_1})}}_2 + \underbrace{A_{s_2} \sum_{d_1=1}^{D_1} \alpha_{d_1}(t_0 + t) e^{j(\phi_{d_1}(t_0 + t) - \phi_{s_2})}}_3 \\ &\quad + \underbrace{\sum_{d_1=1}^{D_1} \alpha_{d_1}(t_0 + t) e^{j\phi_{d_1}(t_0 + t)} \sum_{d_2=1}^{D_2} \alpha_{d_2}(t_0 + t) e^{j\phi_{d_2}(t_0 + t)}}_4 \end{aligned} \quad (6)$$

由于第 4 部分的值为两根天线动态路径部分的相乘而得, 而动态路径的能量相比于静态路径的能量要小很多, 所以这一部分相对于前 3 个部分的大小可以忽略不计, 因此可进一步将共轭乘积 CSI 简化为公式 (7).

$$H_1(f, t_0 + t) * H_2^*(f, t_0 + t) = A_{s_1} A_{s_2} e^{j(\phi_{s_1} - \phi_{s_2})} + A_{s_1} \sum_{d=1}^D \alpha_d(t_0) e^{-j(\phi_d(t_0 + t) + \phi_{s_1})} + A_{s_2} \sum_{d=1}^D \alpha_d(t_0) e^{j(\phi_d(t_0 + t) - \phi_{s_2})} \quad (7)$$

假设, 在一个很短的时间窗口中, 共有  $M$  个 CSI 共轭乘积的采样, 可以将其表示为一个向量如下:  $S(t_0) = [H_1(t_0) * H_2^*(t_0), H_1(t_0 + \Delta t) * H_2^*(t_0 + \Delta t), \dots, H_1(t_0 + M\Delta t) * H_2^*(t_0 + M\Delta t)]$ . 其中,  $[0, \Delta t, \dots, M\Delta t]$  是相对于  $t_0$  时刻的 CSI 采样间隔,  $\Delta t$  为相邻采样的间隔时间. 之后, 通过减去向量  $S(t_0)$  的均值, 我们可以去除其常量部分并得到一个零均值的向量  $x(t_0 + k\Delta t)$ :

$$x(t_0 + k\Delta t) \in S(t_0) - \overline{S(t_0)} \quad (8)$$

继续经过一系列推导<sup>[32]</sup>, 可以证明  $|x(t_0 + k\Delta t)|$  符合瑞利分布, 且其分布参数可被表示为:

$$\sigma(t_0) = \sqrt{(A_{s_1}^2 + A_{s_2}^2) \sum_{d=1}^D \alpha_d^2(t_0 + t) / 2} \quad (9)$$

根据公式 (9), 从信号角度来讲,  $\sigma(t_0)$  刻画了动态信号的能量. 基于这样的统计学特征, 结合一个时间窗口内

的 CSI 采样, 我们可以通过瑞利分布的最大似然估计计算出某时刻信号动态能量的值<sup>[3,32]</sup>, 如公式 (10).

$$\sigma(t_0) = \sqrt{\frac{1}{2M \times N} \sum_{f=1}^N \sum_{k=1}^M |x_f(t_0 + k\Delta t)|^2} \quad (10)$$

对于某次目标穿越 link 的事件, 我们将通过上述方法计算出的信号动态能量, 记为 RFD. 根据真实实验数据, RFD 序列的波形如图 3. 有趣的是, 在人的穿越过程中对应的 RFD 序列呈现“M”形, 而重复实验后发现, 这一特征始终保持. 结合该特征的物理意义, 表明在目标穿越 link 的过程中, 动态信号的能量会经历先升高然后再降低, 之后又会升高再降低的过程. 图 3 是多次实验中的一个例子, 其中横轴为时间轴 (s), 纵轴为瑞利分布参数, 可见整体呈现出“M”的变化趋势.

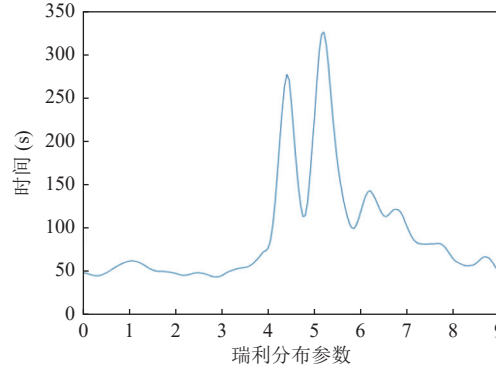


图 3 目标穿越 link 时的真实 RFD 序列

### 2.2.2 RFD 的解释

唯一稳定的“M”型波形是一种巧合吗? 这样的疑问使我们开始思考现象背后的物理意义. 当目标穿越 link 时, 其处于衍射区, 大部分信号能量以衍射的方式传播<sup>[21]</sup>. 根据文献 [21,39,40], 一个柱形目标对电磁波的衍射效应可以分别对前后两个表面进行建模, 如图 4.

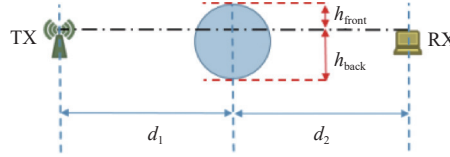


图 4 圆柱目标在衍射区中

若  $h_{\text{front}}$  表示目标前表面到 link 的距离,  $h_{\text{back}}$  表示目标后表面到 link 的距离,  $d_1$ 、 $d_2$  分别为目标中心到信号发射端和接收端的距离,  $\lambda$  为电磁波的波长, 公式 (11) 即为整体衍射效应, 此时可以理解为信号的理论 CSI. 其中,

$$v_{\text{back}} = h_{\text{back}} \sqrt{\frac{2(d_1 + d_2)}{\lambda d_1 d_2}}, \quad v_{\text{front}} = h_{\text{front}} \sqrt{\frac{2(d_1 + d_2)}{\lambda d_1 d_2}}.$$

$$F = \frac{1+j}{2} \int_{-\infty}^{v_{\text{back}}} \exp\left(\frac{-j\pi z^2}{2}\right) dz + \frac{1+j}{2} \int_{v_{\text{front}}}^{\infty} \exp\left(\frac{-j\pi z^2}{2}\right) dz \quad (11)$$

而人体躯干可以近似为一个直径为 20–40 cm 的圆柱体, 因此物理学中菲涅尔衍射模型恰好可以用来刻画人穿越 link 过程的衍射效应. 基于菲涅尔衍射模型, 我们可以对目标穿越 link 这一过程进行模拟, 根据模型计算出相应的理论 CSI 序列. 基于理论 CSI 序列, 我们可以根据第 2.2.1 节中 RFD 提取方式计算出目标穿越 link 过程中的理论 RFD 序列. 以  $d_1 = d_2 = 1 \text{ m}$  为例, 并以一个直径为 30 cm 的圆柱作为理论目标, 代入衍射模型计算 RFD 序列, 得到如图 5 所示, 理论计算出的 RFD 序列确实呈现“M”形. 其中, 横轴为目标前表面与收发设备所在直线的相对位置, 单位为 cm.

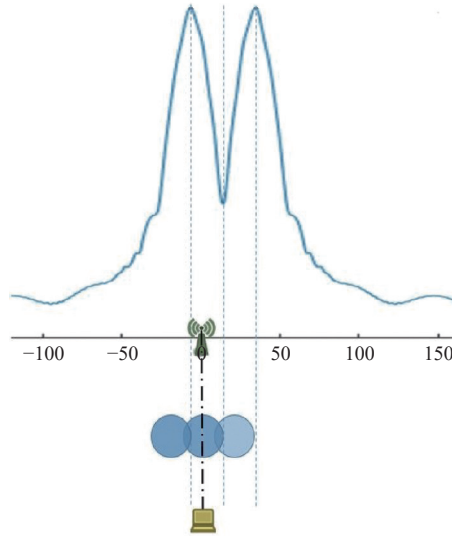


图5 目标穿越 link 时的理论 RFD 序列与目标位置的对应关系图

由此说明, RFD 的“M”型波形并非一种巧合, 这实际上是电磁波衍射效应在信号特征上的展现. 可以看到, RFD 序列的峰谷分别对应了目标靠近 link、遮挡 link、远离 link 的 3 个阶段, 从信号意义上来讲, 这一“M”形的过程是符合直觉的: 首先, 当目标刚进入衍射区时, 即前表面到达左边第 1 根虚线处, 由于目标距离能量最集中的 link 区域很近, 引起的动态信号能量较大; 而随着目标逐渐遮挡了 link, 到达第 2 根虚线处, 一大部分能量被目标吸收、阻挡或者逸散, 动态信号能量随之降低; 之后的过程与上述对称, 故而呈现出了“M”形的能量变化模式.

## 2.3 实验验证

### 2.3.1 RFD vs 常用指标

在之前的 WiFi 感知工作中, RSS、CSI 振幅、CSI 振幅商和 CSI 相位差<sup>[41]</sup>是最常被利用的信号指标. 在这部分, 我们将 RFD 与这些特征在目标穿越 link 时的表现进行对比. 具体来说, 为了验证指标在穿越 link 时呈现特征的稳定性和可复现性, 我们将同时对比不同天线 (对) 在同次实验的指标特征, 以及同天线 (对) 在不同次实验的指标特征, 如图 6、图 7, 其中横轴为时间轴 (s), 纵轴是相应特征. 具体来讲, 如图 6(a) 是一次实验中不同天线的 RSS 对比, 而图 7(a) 是两次实验中同一天线的 RSS 对比.

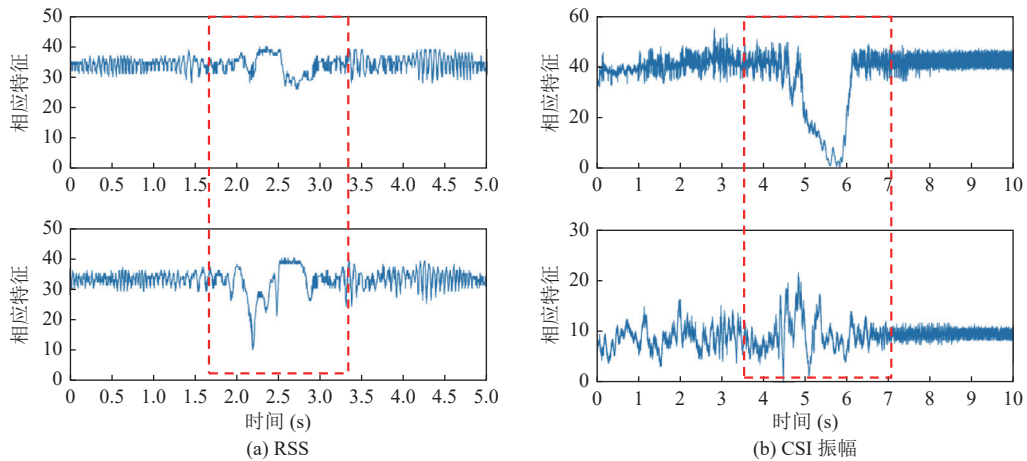


图6 不同天线 (对) 在同次实验的指标对比

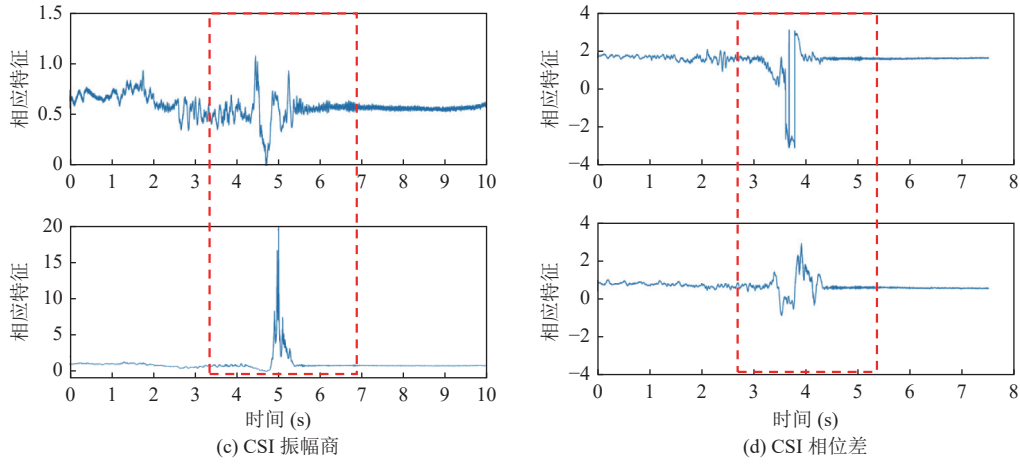


图6 不同天线 (对) 在同次实验的指标对比 (续)

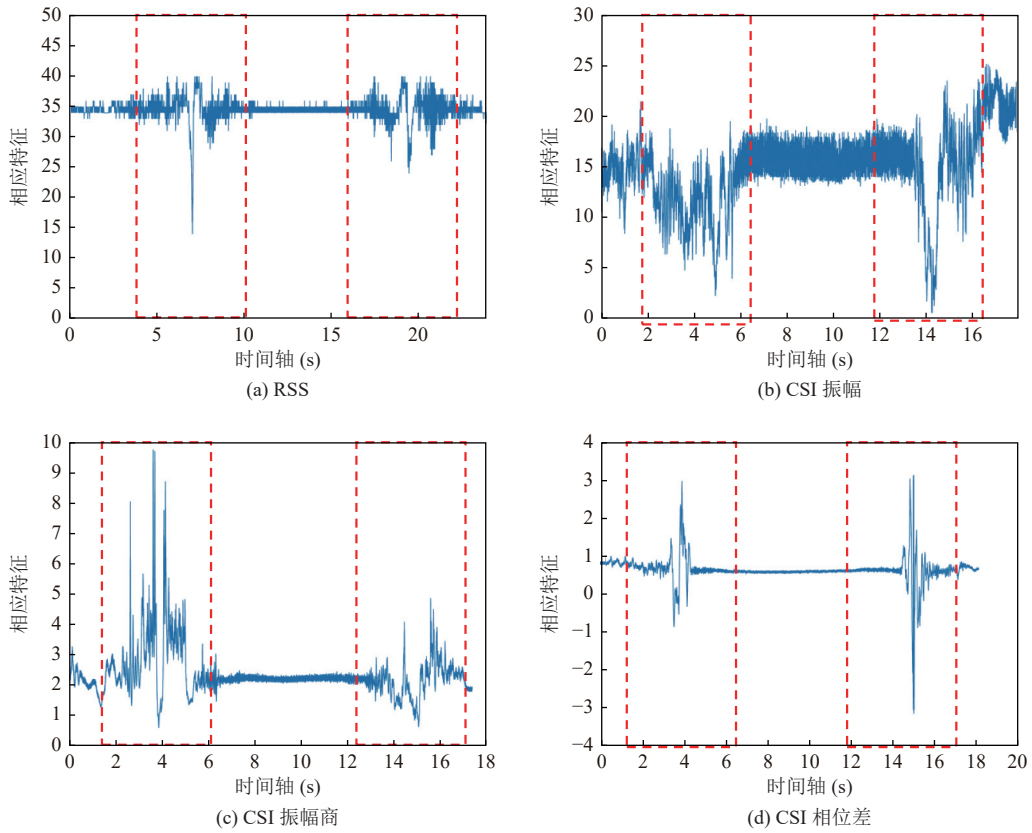


图7 同天线 (对) 在不同次实验的指标对比

如图6和图7可以看到, 对于RSS、CSI振幅、CSI振幅商和CSI相位差, 同次实验中这些信号特征在不同天线 (对) 上的表现是不一致的, 缺乏一个统一的可判别特征; 而在不同次实验中, 这些指标在同一天线 (对) 上的波形也并不统一. 这表明, 上述指标特征不具有良好的稳定性和可复现性, 无法与目标穿越link这一事件建立起一一映射的关系, 这使得他们难以被用来进行目标穿越link的检测. 究其原因, RSS、CSI振幅、CSI振幅商和CSI



相位差信号都是在多径叠加信号之上 (动态信号和静态信号的混合) 提取出的信号, 所以他们这些信号的波形变化不仅会受到动态路径的影响, 还会受到静态多径的影响. 目标在穿越 link 时, 静态路径会由于 LOS 被遮挡而发生较大改变, 而人沿不同角度、不同位置穿越 link 时, 静态路径的变化都不相同, 所以导致了这些信号的波形变化多种多样, 难以稳定. 与这些信号特征不同的是, RFD 刻画的是动态信号能量变化, 不会受到静态多径的影响, 因此在人穿越 link 过程中会表现出稳定的“M”形, 也就是说 RFD 这一特征可以被用来有效检测目标穿越 link 这一事件.

### 2.3.2 RFD 特征的实证研究

在实际应用中, 收发端之间的距离、目标穿越 link 的角度及位置等都会对信号产生不同的影响. 例如, 目标从 link 中垂线上穿越, 和目标以各个角度穿越, 各种情况下的 RFD 特征是否一致? 由于在真实场景下, 我们无法规定目标的行走路线, 因此这里, 我们将对多种不同情况下的 RFD 特征进行验证.

为了方便进一步理解, 我们将目标穿越路线与 link 所成角度定义为穿越角度, 将穿越路线与 link 的交点定义为穿越点. 我们分别采集了实际室内场景下常见的不同 link 长度、不同穿越角度、不同穿越点及不同体型目标穿越时的 CSI 数据, 验证 RFD 特征的普遍性. 我们只关注 RFD 序列的波形趋势特征, 而不关注其具体的绝对大小.

- 不同 link 长度. 我们选取了 1.5 m、3 m、5 m 和 10 m 这 4 种 link 长度进行实验, 得到 RFD 波形如图 8. 其中, 横轴为时间轴 (s), 纵轴为计算出的 RFD (数学意义为瑞利分布的参数, 无单位), 适用于下文所有波形图. 可以看到, 前 3 种情况下, RFD 保持了“M”波形, 但 10 m 的情况下, 波形不符合预期. 这可能是因为, 当 link 长度过长时, 信号在空间中的传播更加分散, link 不再占据绝大部分信号能量, 也就是说当目标穿越 link 时衍射效应不再占主导, 我们的理论将失效. 但幸运的是, 我们的使用场景往往是室内环境, 在正常大小的房间中, 1.5–5 m 的 link 长度已经满足需要.

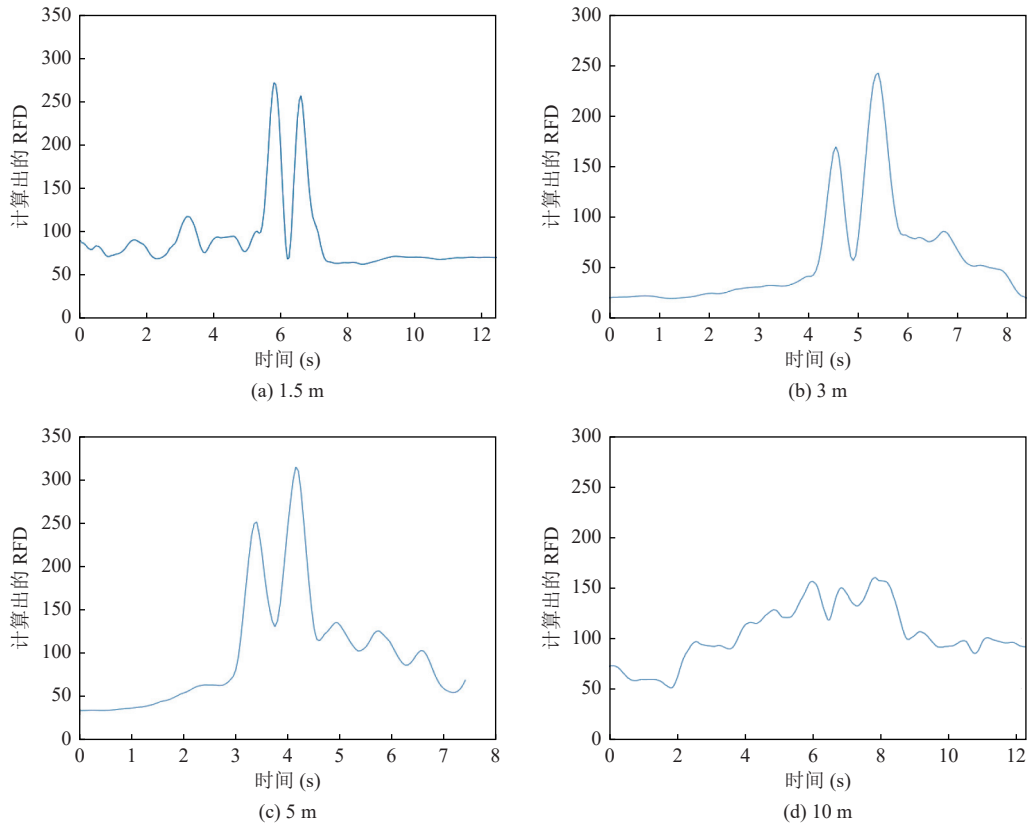


图 8 不同 link 长度

● 不同穿越角度. 我们选取了  $90^\circ$  (即垂直穿越)、 $60^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $15^\circ$  这 4 种穿越角度进行实验, 得到 RFD 波形如图 9. 可以看到, 各个角度下, RFD 序列都呈现出“M”形. 从物理意义上理解, 无论穿越角度如何, 目标都经历了进入衍射区、遮挡 link、离开衍射区等阶段, 对信号的影响本质上是一样的, 因此呈现出一致的波形. 而在角度很小时, “M”的波谷变宽, 这是因为这种情况下人几乎平行于 link 穿了过去, 对 link 的遮挡时间变长, 不过这并不影响序列的整体特征, 不会对判断造成影响.

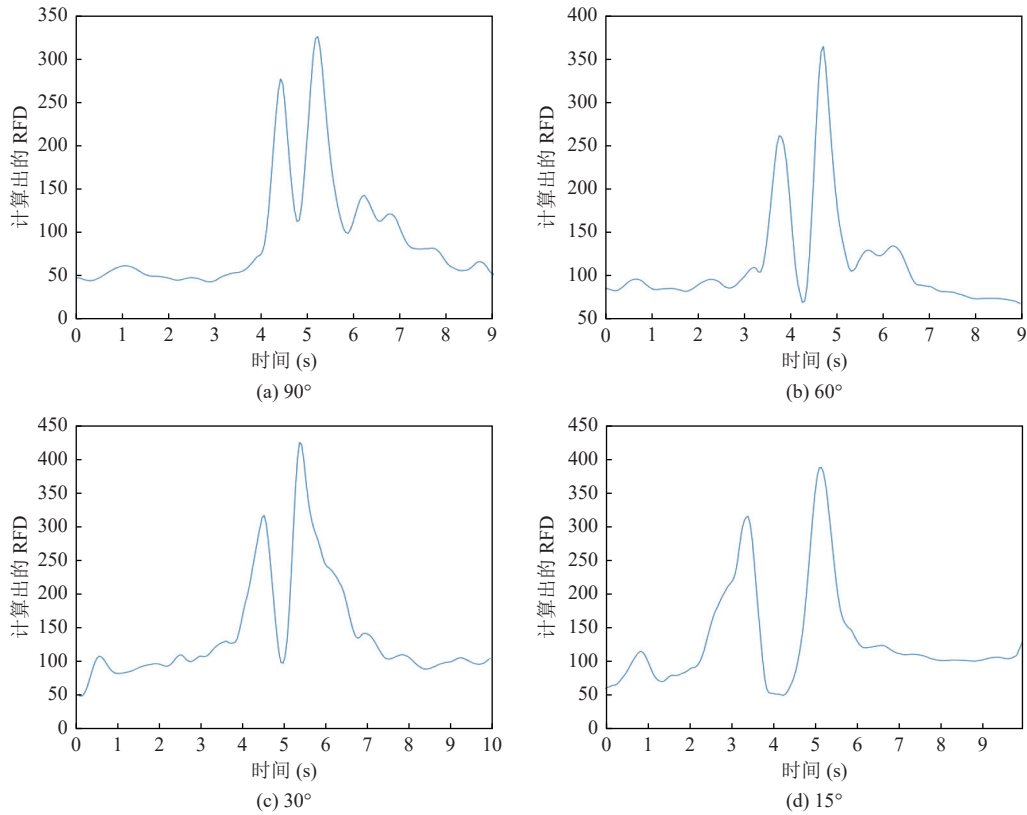


图 9 不同穿越角度

● 不同穿越点. 我们选取了 link 中点、四分之一等分点、四分之三等分点、靠近 TX 和靠近 RX 这 5 种情况进行验证, 得到 RFD 波形如图 10, 都符合“M”形. 与不同穿越角度类似, 不同的穿越点并不影响目标行进过程中的 3 个阶段, 因此“M”波形都得到了保持.

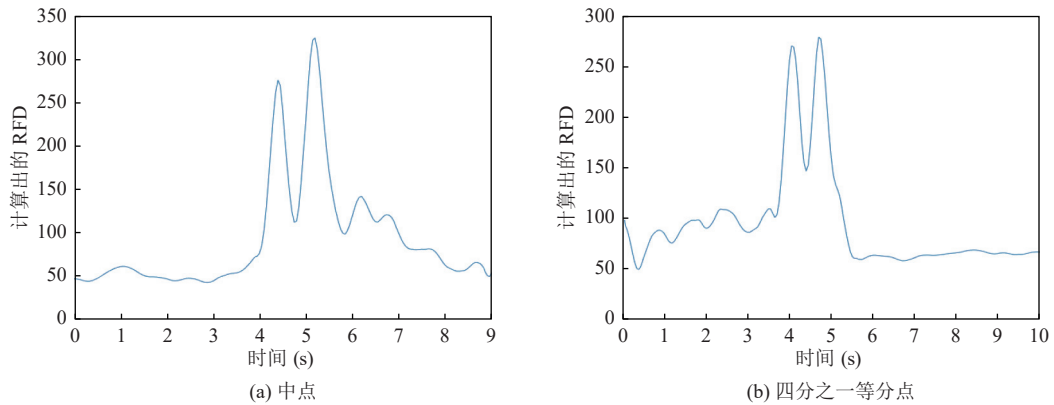


图 10 不同穿越点

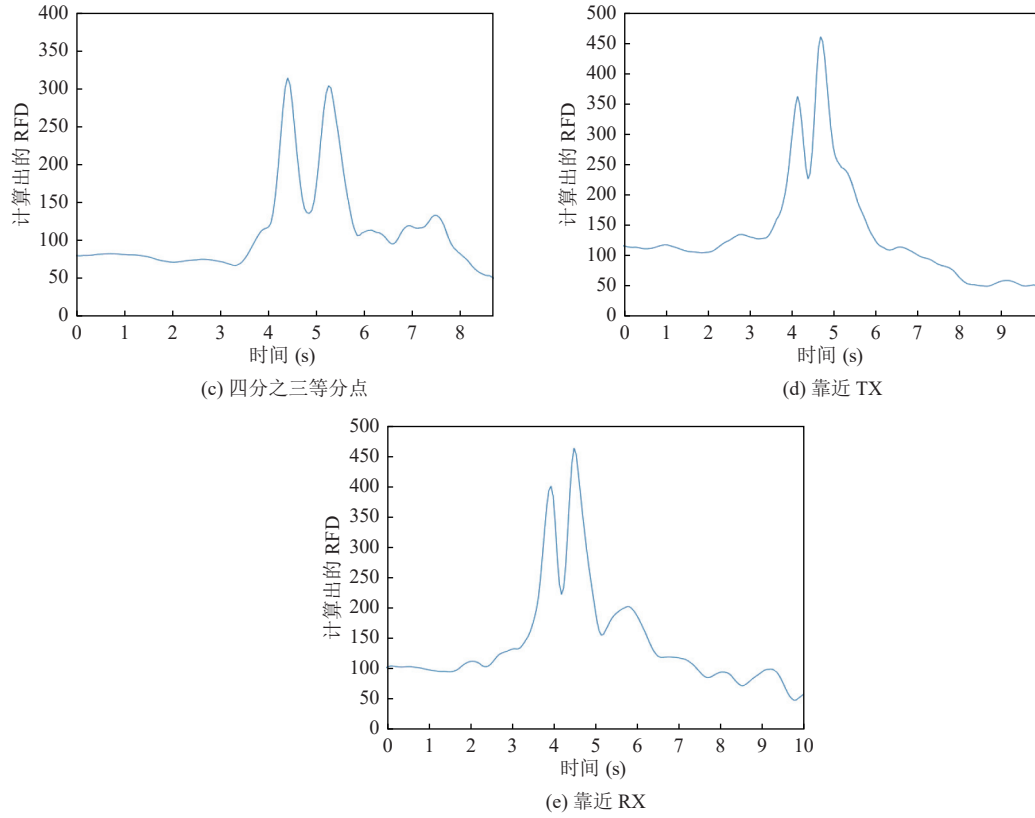


图 10 不同穿越点 (续)

● 不同体型的目标. 我们让两个不同体型的实验者分别进行实验, 得到结果如图 11, RFD 皆呈现出“M”型波形. 不同体型目标的躯体横截面积不同, 因此对信号的衍射、遮挡、吸收等效应略有不同, 但这并不影响其穿越 link 时信号的整体变化趋势. 对于正常人来讲, 躯体的横截面积差异不会太大, 直径一般在 20–30 cm, 这种尺寸的障碍物对信号带来的遮挡、衍射效应是明显的, 我们的模型依然适用.

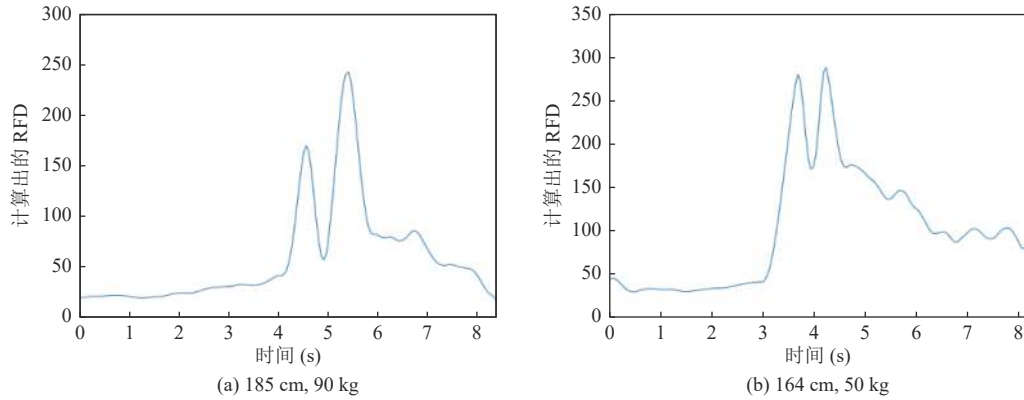


图 11 不同体型的目标

观察上述波形图还可以发现, 在大多数情况下“M”的第 1 个峰会低于第 2 个峰, 这是可能由于人的正面没有背面平整, 相比于离开 link 时, 人靠近 link 时有更多的信号被人体吸收和损耗, 使得回到接收端的信号能量变小. 但这不影响“M”波形的整体形态, 不会对 RFD 特征的正常使用时造成影响. 综上所述, 在各种常见情况下, 虽然

RFD 的波形略有差异,但整体上仍符合“M”形,表现出了较好的鲁棒性.

RFD 特征本质上是由信号的衍射效应引起的,主要出现在第一菲涅尔区之内,且之前大量的工作对这种衍射现象进行了探索,具体为菲涅尔衍射模型 (Fresnel diffraction model)<sup>[21,39]</sup>. 本文就是以此模型为基础,考虑了 WiFi 信号的传播特性,对物体在穿越 link 时的波动规律进行更加细粒度的建模和推导,并通过真实的实验进行了验证,揭示了在人穿越 WiFi link 时信号的波动规律与背后的物理原理. 借助这一特征,我们可以实现准确的越线检测,从而达到边界监控的目的. 在第 3 节,将详述以此特征为主要手段的边界监控方法.

### 3 基于 link 穿越检测的边界监控方法

通过第 2 节的推导和验证,我们得到了一个稳定的目标穿越 link 特征——RFD 序列的“M”型波形. 但需要注意的是,这样的特征本质上是电磁波的衍射效应造成的. 当目标在远离 link 的区域,信号以反射为主,衍射效应很弱,这时不可能发生目标穿越 link 的事件,那 RFD 特征也就没有意义. 所以 RFD 可用于检测目标是否穿越 link 的前提是需要判断出目标是否进入到衍射区域中.

#### 3.1 目标遮挡 link 检测

目标遮挡 link,是目标进入衍射区域的充分条件,同时也是目标穿越 link 的必要条件. 如何判断 link 是否被目标所遮挡呢? 从直观上来讲,当目标遮挡了 link,大量信号能量会被吸收或者逸散,接收端收到的信号能量会相对降低. 而在通信中,为了保证这种情况下信号能量不至于因太低而无法解析其通信数据,会在接收端硬件中加入 AGC (自动增益控制) 模块,将信号能量调节至可接受的范围. 而当 AGC 参数越大时,意味着信号衰减越强. 更进一步,当 AGC 参数突然升高时,是否意味着 link 被遮挡? 我们正是利用了 AGC 在人遮挡 link 时会发生骤升这一特性实现了对人是否进入衍射区域的判定. 下面将结合实际数据验证 AGC 作为特征用于判定目标是否进入衍射区域的有效性.

为了保证实验的严谨性,我们设计了如下实验:人在远离 link 的区域活动一会,之后走近并穿过 link,然后重复这一过程回到起点,得到数据如图 12,其中纵轴为 AGC 参数,横轴为时间轴 (s). 可以看到,人在远离 link 的区域时,AGC 几乎没有太大变动;而当人遮挡 link 时,AGC 的值较人远离 link 时显著升高;因此,若人由远离 link 处走到 link 上,AGC 的值会显著升高,反之则降低,这在不遮挡 link 时是不会发生的. 综上所述,AGC 的骤升可以作为判断目标遮挡 link 的依据,而这是目标进入衍射区域的充分条件,同时也是目标穿越 link 的必要条件. 因此当其发生时,系统可以进一步利用 RFD 特征判断目标是否穿越了 link.

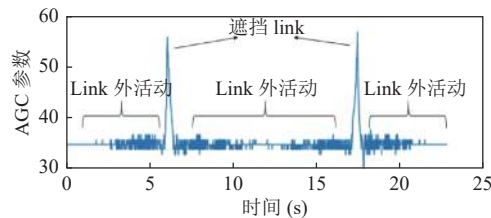


图 12 目标活动与 AGC 的变化

#### 3.2 目标穿越 link 检测

当我们判断出 link 已被目标遮挡时,即目标从 link 的某一侧到达 link 附近时,如图 13 所示,接下来目标的行为无外乎如图 13 的 3 种情况: (1) 目标停留在 link 上; (2) 目标离开 link, 返回之前来时所在的一侧; (3) 目标离开 link, 去往另一侧, 即所谓的穿越 link. 对于第 1 种情况, 实际上是很容易剔除的, 因为目标若停留在 link 上, AGC 的值会保持较高的水平. 对于后两种情况, 我们期望可以通过 RFD 特征进行区分, 这样就可以准确地检测出目标穿越 link 这一事件. 然而不幸的是, 在实际数据中我们发现, 第 2 种情况和第 1 种情况的 RFD 波形相似度极高, 都呈现出“M”形. 这也是容易理解的, 如果将目标行为分为遮挡 link 前、遮挡 link 和遮挡 link 后 3 部分的话, 情况 2、

情况 3 的前两部分是完全一致的, 第 3 部分的区别仅在于目标离开的方向不同, 但这在信号衍射效应上并不具有区分性, 因此两种情况在 RFD 特征上的表现是一致的. 故而仅用这一个特征, 难以准确检测目标穿越 link.

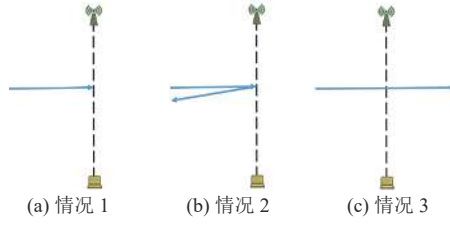


图 13 3 种情况示意图

幸运的是, WiFi 设备往往都具有 3 根或更多天线, 且天线间有一定的间距, 这意味着, 利用不同天线对在同一次穿越的“M”的不同时序关系, 将有可能对情况 2 和情况 3 进行进一步区分. 为了验证这一想法, 我们针对情况 2 和情况 3 进行了实验. 如图 14, 分别为情况 2 (图 14(a)) 和情况 3 (图 14(b)) 时不同天线对的 RFD 变化情况. 可以看到, 若目标真正穿越 link 时, 不同天线对计算出的“M”具有一定的时序关系, 具体表现为两个“M”各自的 3 个锚点有一致的先后顺序, 更靠近目标来时方向的天线对的“M”更靠前; 而若目标到达 link 后未穿越而返回, 锚点的先后顺序不一致. 基于这种观察, 我们就成功区分了情况 2 和情况 3, 并且更进一步地, 通过“M”地先后顺序与天线的摆放顺序, 真实的检测出穿越时间并识别出方向.

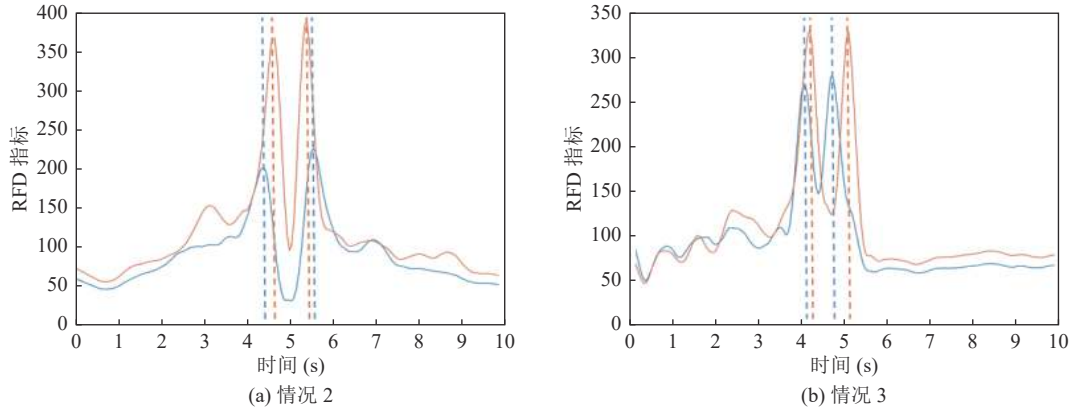


图 14 情况 2、情况 3 的不同天线对的 RFD 序列

综上, 我们可以首先利用 AGC 来判断目标是否遮挡 link; 之后, 通过对不同天线对的 RFD 序列时序关系进行判断就可以检测越线行为的发生, 从而实现对特定边界的监控. 第 4 节, 我们将基于此方法实现两个实际应用, 以展示本方法的可用性和有效性.

## 4 应用

在本节, 我们将利用商用 WiFi 设备实现两种基于边界监控的应用, 以验证本文方法的可用性. 第 1 个应用是入侵检测系统, 为本文边界监控方法的直接应用; 第 2 个则是以多个边界的监控为基础的目标状态检测系统, 可以实时检测目标所在区域及当前活动情况.

### 4.1 入侵检测

在室内场景的感知工作中, 入侵检测一直是最受关注、使用最广的应用, 可以作为室内安防的一种解决方案. 无论在居家环境还是办公室环境下, 入侵检测都有很强的需求. 具体来讲, 入侵检测即检测是否有进入到关注区域, 而所谓关注区域, 可以是某个房间, 也可以是房间的某个部分. 例如在某个存有危险物品的房间之中, 堆放危险物品的区域禁止无关人员进入, 这时就需要对区域边界进行监控, 一旦出现越线事件, 及时提示和警报; 再如对于在一个居



住有认知障碍老年人的家庭中,当老人接近一些危险位置(如窗边、灶台)时给出警报.本节将针对这一需求实现入侵检测系统,具体实验环境为一个房间,房间的某一端为关键区域,有人进入这部分区域时系统需要给出警报或提示.

#### 4.1.1 系统设计

基于 RFD,我们搭建了一个实时的入侵检测系统,该系统利用两台装有 Intel 5300 网卡的 miniPC 作为发送和接收设备,其中发送设备配有一根天线,接收设备配有 3 根天线,且天线依次间距 20 cm 左右.实验中,收发设备工作在 5 GHz 频段、20 MHz 带宽上,采样率为 2000 数据包/s.根据第 3 节的边界监控方法,对于入侵检测系统,其设计如图 15.

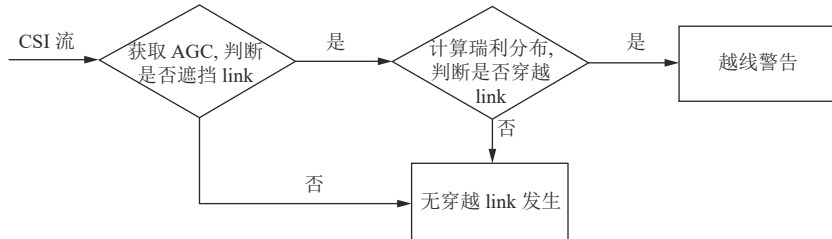


图 15 入侵检测系统流程图

#### 4.1.2 系统效果

为了充分验证入侵检测的系统性能,我们在两个典型的多径环境中布置了系统:一个空房间和一个办公室.具体房间分别如图 16 和图 17 所示,其中空房间是多径环境较简单的情况,而办公室是多径环境较丰富的情况,同时也更贴近实际场景.对于每种环境,3 名实验者(2 男 1 女)分别进行了 25 次越线行为和 25 次非越线行为,最终共形成 300 组数据.总体来说,系统的精确率(precision)为 89.0%,召回率(recall)为 91.3%.下面,将从不同角度具体评估各因素给系统效果带来的影响.



图 16 空房间



图 17 办公室

- 不同人的影响. 由于不同人的体态、行走方式等存在差异,我们比较了不同体型的 3 名实验者(2 男 1 女)对系统效果的影响,如图 18 所示,结果表明本系统对于不同人的检测效果具有较好的一致性.

- 不同行走速度的影响. 由于人的行走速度可快可慢,为了充分证明系统的鲁棒性,我们还考虑了不同行走速度的影响.根据文献[42,43],一般人的行走速度在 1–1.5 m/s 之间,因此我们定义 3 种速度:慢速(0.8–1 m/s)、中速(1–1.5 m/s)和快速(1.5–2 m/s).我们让一名实验者以 3 种速度进行了多次越线行为和非越线行为,检测结果如图 19 所示.在慢速和中速下,系统效果较好且稳定;而在快速时,系统的精确率依然较好,但召回率下降至 84%.这是因为当人走的较快时,天线间距造成的波形时延会变短,从而使算法的判断难度增加,漏判了一些越界事件,导致召回率变差.但结合实际情况,人在室内的走动速度一般不会很快,类似漏判发生的可能性较小.因此,本系统在正常速度下的效果是较好的.

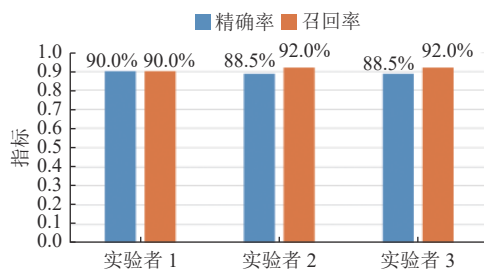


图 18 不同人的影响

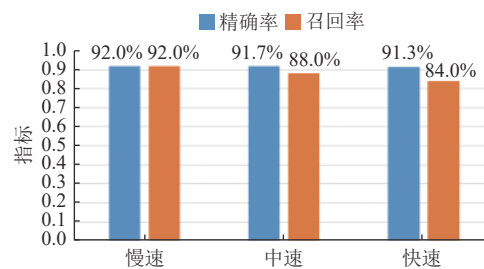


图 19 不同行走速度的影响

● 不同环境的影响. 我们对比了系统在 2 种环境下的测试结果, 如图 20, 发现系统效果差异较小. 这表明, 本文提出的基于衍射特征的边界监控算法不依赖于环境, 具有较好的可迁移性.

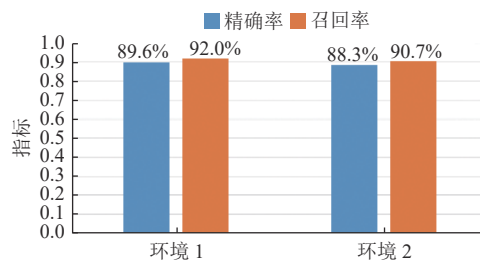


图 20 不同环境的影响

综上所述, 我们设计的基于边界监控的入侵检测系统具有较好的效果, 且对于不同人、不同速度及不同环境具有良好的普适性.

## 4.2 居家状态监测

在室内环境中, 人的行为往往与家具的种类十分相关, 如在沙发处往往是在休息, 在书桌处往往是学习工作, 因此一个房间可由家具的摆放分为不同的功能区域. 例如一个配有书桌和沙发的办公室, 可以分为工作区和休息区; 而一个既有沙发电视也有餐桌的客厅, 可以被分为休闲区和就餐区. 如果可以获知目标在哪个功能区, 再结合目标的动静状态, 即可对目标的行为有精细的判断, 我们称目标的 (位置, 动/静) 二元组为目标的居家状态信息. 然而已有工作往往定位误差较大, 或者只能实现对目标的房间级定位, 难以准确获知目标在哪个具体的功能区. 而对于我们的边界监控技术, 如果能够做到同时监控多个功能区的边界, 就可以实现对目标所在区域的判断. 这样, 将对识别目标的行为状态有很大的帮助.

根据这一思路, 我们采用一发多收的部署方案, 在需要的边界上各设置一条 link, 同时基于本文中的算法, 即可实现对目标所在功能区的判断. 进一步, 辅以已有的动静检测技术, 就可以判断出目标在什么位置静止, 或是在什么位置活动, 实现对目标活动状态检测 (位置与动静). 进一步, 有了目标的活动状态, 再结合上下文, 就可以对目标的行为进行合理的推断: 如当目标在某段时间内一直在灶台附近活动, 可以推断其在做饭; 而当目标在沙发附近静止, 则可以推断其在休息.

### 4.2.1 系统设计

本系统所用设备与入侵检测系统一致, 具体的系统设计如后文图 21.

### 4.2.2 系统效果

为验证本系统的实际效果, 我们在一个实际环境中进行了测试, 布局如图 22. 可以看到, 这是一个包含休息区、就餐区及做餐区的大房间, 休息区有电视、沙发等, 就餐区有餐桌、水壶等, 做餐区则有相关家具; 各个区域间并没有墙壁作为分界线, 已有的房间级定位技术并不能判断目标的具体所在区域. 按照如图 22 方式部署发射端和接收端, 即可利用 link 将整个空间分为 3 个部分, 分别对应不同的功能区; 再利用本文的方法对 3 条边界进行监控, 即可捕捉目标的越线行为, 从而获知目标的位置. 进一步, 利用已有的动静检测技术, 还可以获知目标的动静状态,

再与目标位置结合, 得到目标居家状态信息.

我们让两名实验者 (1 男 1 女) 在如图 22 的环境中活动, 各积累了 12 h 的数据, 其中包含 100 次以上的区域切换事件 (越线事件). 对于某一次区域切换事件, 若系统正确识别, 则认为是一次正确的检测; 对未检测出、检测错误以及未越线但检测出越线这 3 种情况, 都看作是错误的检测. 最终, 系统的准确率达到了 89.2%, 其中两名实验者的实验结果基本一致. 这说明, 系统可以对目标所在位置有较准确的判断. 而对于动静检测<sup>[38,44]</sup>, 现有技术已经比较成熟, 识别准确率很高, 在此不再单独进行验证.

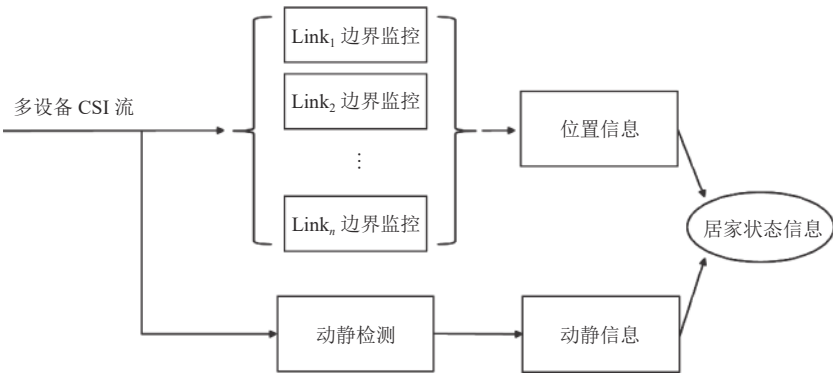


图 21 居家状态监测系统流程图

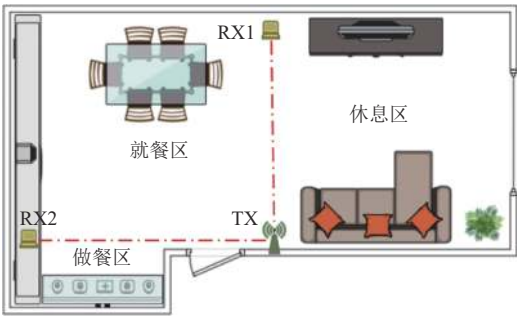


图 22 测试环境

拿到准确的位置信息和动静信息后, 系统就可以得到目标的居家状态信息. 在某一时刻, 当系统识别的目标 (位置, 动/静) 二元组与目标的实际状态相同时, 我们就认为这一时刻的居家状态信息是正确的. 统计数据的全部时刻, 得到居家状态信息的准确率为 92%. 误差的主要来源为, 位置信息的偶尔错误, 致使居家信息在某段时间出错. 但只要目标再次进行区域切换, 系统就会捕获新的位置信息, 系统重新回到正确的结果. 总体来看, 居家状态监测系统达到了很高的准确率, 为更精细的上层应用提供了良好的数据基础.

4.2.3 可行性分析: 从居家状态信息到行为推断

得到目标的居家状态信息后, 是否可以对目标的具体行为进行进一步的推断? 实际上, 除了当前时刻的位置信息和动静信息, 过去一段时间的信息、即上下文也可以给我们带来很多信息. 比如, 当目标长时间处于休息区, 且大部分时间是静止的, 则可推断其应坐在沙发上休息; 而若目标长时间在某一区域处于活动状态, 则其很可能在做家务; 同理, 若目标在一段时间中来回穿梭于各个区域, 那么其很可能在踱步. 例如, 在 15–17 点, 如果系统显示目标主要位于休息区, 并且只进行了零星活动, 因此可以推断他应该是在沙发上休息; 而在这个过程中, 若他去过一次餐区且停留时间较短, 结合餐区的功能属性, 可以推断其应该是去喝水或者取用食物. 再如, 在 11–12 点, 目标长时间位于做餐区, 并且始终在活动, 则可推断其在做饭. 按照这样的思路, 对其一天的行为进行合理推断, 即可大概获得目标的生活轨迹.

诚然, 一个人的活动是很多样的, 难以完全罗列. 但是目标行为与所处位置的强相关性, 使得居家状态信息对目标

行为推断有着巨大的意义. 未来, 结合对更广泛数据的挖掘、分析, 以及更精细感知手段的加入 (如将动静检测替换为活动幅度检测等), 就可以实现更精细的行为识别. 我们相信, 在本文算法的基础上, 这将成为一个有趣的研究方向.

## 5 总 结

在非接触式的智能感知系统中, 目标的位置是十分重要的上下文信息, 同时也是很多应用正常运行的基础, 因此对特定边界的准确监控是本领域中一个重要的课题. 随着 WiFi 技术的兴起, 基于 WiFi 信号的感知技术受到了研究人员的广泛关注, 越来越多的 WiFi 感知工作涌现而出. 然而, 诸如手势识别、呼吸监测、动静检测等应用, 通常只关注于功能本身的实现, 缺少对实用性的考虑. 在实际场景中, 往往需要先对目标所在区域位置进行判断, 当其进入到关注的区域时, 再运行更细化的感知功能. 而已有的 WiFi 感知工作, 一部分没能找到一个可以对特定边界进行精确监控的方法, 另一部分则需要墙壁等的辅助才能实现. 不同于现有工作, 本文从衍射的物理本质出发, 建立了目标运动与信号衍射的关系, 找到了目标穿越 link (收发设备天线的连线) 时的信号特征; 基于这种特征, 我们以 link 作为边界界线, 结合天线间距带来的波形时延以及 AGC 在 link 被遮挡时的特征, 设计了一个可自由确定界线的边界监控方法. 在此基础上, 本文还实现了两个实际应用, 即入侵检测系统和居家状态监测系统, 在验证了算法的可用性和鲁棒性的同时, 展示了算法与其他感知技术相结合的巨大潜力.

未来, 在本文基于 WiFi 信号的边界监控技术的基础上, 可以继续拓展更多的应用, 形成更全面的非接触式感知系统. 例如第 4 节中的第 2 个应用, 我们将已有的动静检测技术与本文技术相结合, 就可以判断出目标在什么位置静止, 或是在什么位置活动, 从而可以进一步推断其具体行为, 如做饭、沙发上休息等. 继续拓展, 本文的算法还可以与手势识别结合、与呼吸检测结合、与行为识别结合等, 即将目标的位置和与位置相关的服务有机结合在一起, 形成一整套感知系统, 这将产生强大的感知能力, 并且推动智能感知技术的发展和商用落地. 当然, 这在实际中必然充满着挑战, 但却是极有价值的努力方向, 值得继续深入探讨和研究.

## References:

- [1] Klakegg S, Goncalves J, Luo C, Visuri A, Popov A, van Berkel N, Sarsenbayeva Z, Kostakos V, Hosio S, Savage S, Bykov A, Meglinski I, Ferreira D. Assisted medication management in elderly care using miniaturised near-infrared spectroscopy. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(2): 69. [doi: [10.1145/3214272](https://doi.org/10.1145/3214272)]
- [2] Yu ZY, Yuan LW, Luo W, Feng LY, Lv GN. Spatio-temporal constrained human trajectory generation from the PIR motion detector sensor network data: A geometric algebra approach. *Sensors*, 2016, 16(1): 43. [doi: [10.3390/s16010043](https://doi.org/10.3390/s16010043)]
- [3] Li SJ. Wi-Fi based technologies for continuous monitoring of daily life status [Ph.D. Thesis]. Beijing: Beijing University, 2021 (in Chinese with English abstract).
- [4] Wang YX, Li SJ, Wang H, Ma JY, Wang YS, Zhang DQ. Survey on Wi-Fi based contactless activity recognition. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2017, 51(4): 648–654, 690 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.3785/j.issn.1008-973X.2017.04.002](https://doi.org/10.3785/j.issn.1008-973X.2017.04.002)]
- [5] Woyach K, Puccinelli D, Haenggi M. Sensorless sensing in wireless networks: Implementation and measurements. In: *Proc. of the 4th Int'l Symp. on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks*. Boston: IEEE, 2006. 1–8. [doi: [10.1109/WIOPT.2006.1666495](https://doi.org/10.1109/WIOPT.2006.1666495)]
- [6] Zhang DQ, Wang H, Wu D. Millimeter-scale Wi-Fi contactless sensing: From pattern to model. *Communications of the CCF*, 2018, 14(1): 18–25 (in Chinese with English abstract).
- [7] Adib F, Hsu CY, Mao HZ, Katabi D, Durand F. Capturing the human figure through a wall. *ACM Trans. on Graphics*, 2015, 34(6): 1–13. [doi: [10.1145/2816795.2818072](https://doi.org/10.1145/2816795.2818072)]
- [8] Adib F, Kabelac Z, Katabi D, Miller RC. 3D tracking via body radio reflections. In: *Proc. of the 11th USENIX Conf. on Networked Systems Design and Implementation*. Seattle: USENIX Association, 2014. 317–329.
- [9] Anderson B, Shi MQ, Tan VYF, Wang Y. Mobile gait analysis using foot-mounted UWB sensors. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 73. [doi: [10.1145/3351231](https://doi.org/10.1145/3351231)]
- [10] Fairchild DP, Narayanan RM. Multistatic micro-Doppler radar for determining target orientation and activity classification. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 512–521. [doi: [10.1109/TAES.2015.130595](https://doi.org/10.1109/TAES.2015.130595)]
- [11] Fogle OR, Rigling BD. Micro-range/micro-Doppler decomposition of human radar signatures. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3058–3072. [doi: [10.1109/TAES.2012.6324677](https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6324677)]

- [12] Gezici S, Tian Z, Giannakis G B, Kobayashi H, Molisch AF, Poor HV, Sahinoglu Z. Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(4): 70–84. [doi: [10.1109/MSP.2005.1458289](https://doi.org/10.1109/MSP.2005.1458289)]
- [13] Dissanayake T, Maekawa T, Amagata D, Hara T. Detecting door events using a smartphone via active sound sensing. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(4): 160. [doi: [10.1145/3287038](https://doi.org/10.1145/3287038)]
- [14] Wang W, Liu AX, Sun K. Device-free gesture tracking using acoustic signals. In: *Proc. of the 22nd Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM, 2016. 82–94. [doi: [10.1145/2973750.2973764](https://doi.org/10.1145/2973750.2973764)]
- [15] Xu W, Yu ZW, Wang Z, Guo B, Han Q. AcousticID: Gait-based human identification using acoustic signal. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 115. [doi: [10.1145/3351273](https://doi.org/10.1145/3351273)]
- [16] Abdelnasser H, Youssef M, Harras KA. WiGest: A ubiquitous WiFi-based gesture recognition system. In: *Proc. of the 2015 IEEE Conf. on Computer Communications*. Hong Kong: IEEE, 2015. 1472–1480. [doi: [10.1109/INFOCOM.2015.7218525](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2015.7218525)]
- [17] Niu K, Zhang FS, Jiang YH, Chang ZX, Wang LY, Zhang DQ. A contactless Morse code text input system using COTS WiFi devices. In: *Proc. of the 2019 ACM Int'l Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proc. of the 2019 ACM Int'l Symposium on Wearable Computers*. London: ACM, 2019. 328–331. [doi: [10.1145/3341162.3343850](https://doi.org/10.1145/3341162.3343850)]
- [18] Gao RY, Zhang M, Zhang J, Li Y, Yi EZ, Wu D, Wang LY. Towards position-independent sensing for gesture recognition with Wi-Fi. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(2): 61. [doi: [10.1145/3463504](https://doi.org/10.1145/3463504)]
- [19] Liu J, Wang Y, Chen YY, Yang J, Chen X, Cheng J. Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf WiFi. In: *Proc. of the 16th ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. Hangzhou: ACM, 2015. 267–276. [doi: [10.1145/2746285.2746303](https://doi.org/10.1145/2746285.2746303)]
- [20] Zeng YW, Wu D, Xiong J, Yi EZ, Gao RY, Zhang DQ. FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiration sensing with CSI ratio of two antennas. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 121. [doi: [10.1145/3351279](https://doi.org/10.1145/3351279)]
- [21] Zhang FS, Zhang DQ, Xiong J, Wang H, Niu K, Jin BH, Wang YX. From Fresnel diffraction model to fine-grained human respiration sensing with commodity Wi-Fi devices. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(1): 53. [doi: [10.1145/3191785](https://doi.org/10.1145/3191785)]
- [22] Zeng YW, Wu D, Gao RY, Gu T, Zhang DQ. FullBreathe: Full human respiration detection exploiting complementarity of CSI phase and amplitude of WiFi signals. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(3): 148. [doi: [10.1145/3264958](https://doi.org/10.1145/3264958)]
- [23] Zeng YW, Wu D, Xiong J, Liu JY, Liu ZP, Zhang DQ. MultiSense: Enabling multi-person respiration sensing with commodity WiFi. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(3): 102. [doi: [10.1145/3411816](https://doi.org/10.1145/3411816)]
- [24] Kotaru M, Joshi K, Bharadia D, Katti S. SpotFi: Decimeter level localization using WiFi. In: *Proc. of the 2015 ACM Conf. on Special Interest Group on Data Communication*. London: ACM, 2015. 269–282. [doi: [10.1145/2785956.2787487](https://doi.org/10.1145/2785956.2787487)]
- [25] Li X, Li SJ, Zhang DQ, Xiong J, Wang YS, Mei H. Dynamic-MUSIC: Accurate device-free indoor localization. In: *Proc. of 2016 ACM Int'l Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing*. Heidelberg: ACM, 2016. 196–207. [doi: [10.1145/2971648.2971665](https://doi.org/10.1145/2971648.2971665)]
- [26] Li X, Zhang DQ, Lv Q, Xiong J, Li SJ, Zhang Y, Mei H. IndoTrack: Device-free indoor human tracking with commodity Wi-Fi. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 72. [doi: [10.1145/3130940](https://doi.org/10.1145/3130940)]
- [27] Qian K, Wu CS, Yang Z, Liu YH, Jamieson K. Widar: Decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi. In: *Proc. of the 18th ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. Chennai: ACM, 2017. 6. [doi: [10.1145/3084041.3084067](https://doi.org/10.1145/3084041.3084067)]
- [28] Wang J, Jiang HB, Xiong J, Jamieson K, Chen XJ, Fang DY, Xie BB. LiFS: Low human-effort, device-free localization with fine-grained subcarrier information. In: *Proc. of the 22nd Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. New York City: ACM, 2016. 243–256. [doi: [10.1145/2973750.2973776](https://doi.org/10.1145/2973750.2973776)]
- [29] Xiao J, Wu KS, Yi YW, Wang L, Ni LM. Pilot: Passive device-free indoor localization using channel state information. In: *Proc. of the 33rd IEEE Int'l Conf. on Distributed Computing Systems*. Philadelphia: IEEE, 2013. 236–245. [doi: [10.1109/ICDCS.2013.49](https://doi.org/10.1109/ICDCS.2013.49)]
- [30] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: Device-free passive localization for wireless environments. In: *Proc. of the 13th Annual ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Montréal: ACM, 2007. 222–229. [doi: [10.1145/1287853.1287880](https://doi.org/10.1145/1287853.1287880)]
- [31] Li SJ, Li X, Niu K, Wang H, Zhang Y, Zhang DQ. AR-alarm: An adaptive and robust intrusion detection system leveraging CSI from commodity Wi-Fi. In: *Proc. of the 15th Int'l Conf. on Smart Homes and Health Telematics*. Paris: Springer, 2017. 211–223. [doi: [10.1007/978-3-319-66188-9\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-319-66188-9_18)]
- [32] Li SJ, Liu ZP, Zhang Y, Lv Q, Niu XP, Wang LY. WiBorder: Precise Wi-Fi based boundary sensing via through-wall discrimination. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(3): 89. [doi: [10.1145/3411834](https://doi.org/10.1145/3411834)]
- [33] Zhang DQ, Wang H, Wu D. Toward centimeter-scale human activity sensing with Wi-Fi signals. *Computer*, 2017, 50(1): 48–57. [doi: [10.1145/3084041.3084067](https://doi.org/10.1145/3084041.3084067)]



1109/MC.2017.7]

- [34] Wang H, Zhang DQ, Wang YS, Ma JY, Wang YX, Li SJ. RT-Fall: A real-time and contactless fall detection system with commodity Wi-Fi devices. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 511–526. [doi: [10.1109/TMC.2016.2557795](https://doi.org/10.1109/TMC.2016.2557795)]
- [35] Li SJ, Li X, Lv Q, Tian GY, Zhang DQ. WiFit: Ubiquitous bodyweight exercise monitoring with commodity Wi-Fi devices. In: *Proc. of the 2018 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation*. Guangzhou: IEEE, 2018. 530–537. [doi: [10.1109/SmartWorld.2018.00114](https://doi.org/10.1109/SmartWorld.2018.00114)]
- [36] Wang W, Liu AX, Shahzad M, Ling K, Lu SL. Understanding and modeling of Wi-Fi signal based human activity recognition. In: *Proc. of the 21st Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Paris: ACM, 2015. 65–76. [doi: [10.1145/2789168.2790093](https://doi.org/10.1145/2789168.2790093)]
- [37] Wang Y, Liu J, Chen YY, Gruteser M, Yang J, Liu HB. E-eyes: Device-free location-oriented activity identification using fine-grained Wi-Fi signatures. In: *Proc. of the 20th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Maui: ACM, 2014. 617–628. [doi: [10.1145/2639108.2639143](https://doi.org/10.1145/2639108.2639143)]
- [38] Li X, Zhang DQ, Xiong J, Zhang Y, Li SJ, Wang YS, Mei H. Training-free human vitality monitoring using commodity Wi-Fi devices. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(3): 121. [doi: [10.1145/3264931](https://doi.org/10.1145/3264931)]
- [39] Molisch AF. 2005. *Wireless Communications*. Hoboken: John Wiley and Sons.
- [40] Zhang FS, Niu K, Xiong J, Jin BH, Gu T, Jiang YH. Towards a diffraction-based sensing approach on human activity recognition. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(1): 33. [doi: [10.1145/3314420](https://doi.org/10.1145/3314420)]
- [41] Zeng YW, Wu D, Xiong J, Zhang DQ. Boosting Wi-Fi sensing performance via CSI ratio. *IEEE Pervasive Computing*, 2021, 20(1): 62–70. [doi: [10.1109/MPRV.2020.3041024](https://doi.org/10.1109/MPRV.2020.3041024)]
- [42] Fritz S, Lusardi M. White paper: “Walking speed: The sixth vital sign”. *Journal of Geriatric Physical Therapy*, 2009, 32(2): 46–49.
- [43] Bohannon RW. Comfortable and maximum walking speed of adults aged 20–79 years: Reference values and determinants. *Age and Ageing*, 1997, 26(1): 15–19. [doi: [10.1093/ageing/26.1.15](https://doi.org/10.1093/ageing/26.1.15)]
- [44] Zhang F, Wu CS, Wang BB, Lai HQ, Han Y, Liu KJR. WiDetect: Robust motion detection with a statistical electromagnetic model. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 122. [doi: [10.1145/3351280](https://doi.org/10.1145/3351280)]

#### 附中文参考文献:

- [3] 李晟洁. 基于商用Wi-Fi的日常起居状态连续监测技术研究 [博士学位论文]. 北京: 北京大学, 2021.
- [4] 王钰翔, 李晟洁, 王皓, 马钧轶, 王亚沙, 张大庆. 基于Wi-Fi的非接触式行为识别研究综述. *浙江大学学报(工学版)*, 2017, 51(4): 648–654, 690. [doi: [10.3785/j.issn.1008-973X.2017.04.002](https://doi.org/10.3785/j.issn.1008-973X.2017.04.002)]
- [6] 张大庆, 王皓, 吴丹. 毫米级的Wi-Fi无接触感知: 从模式到模型. *中国计算机学会通讯*, 2018, 14(1): 18–25.



刘兆鹏(1996—), 男, 硕士, 主要研究领域为普适计算, 无线感知.



曾有为(1995—), 男, 博士, 主要研究领域为普适计算, 无线感知.



李晟洁(1994—), 女, 博士, 主要研究领域为普适计算, 无线感知.



张大庆(1964—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 杰出会员, 主要研究领域为普适计算, 无线感知, 大数据分析.



张越(1994—), 男, 硕士, 主要研究领域为普适计算, 无线感知.