

doi: 10.14132/j.cnki.1673-5439.2016.01.015

## 基于信道状态信息的 WiFi 环境感知技术

朱海<sup>1</sup>, 肖甫<sup>1,2</sup>, 孙力娟<sup>1,2</sup>, 谢晓辉<sup>1</sup>, 王汝传<sup>1,2</sup>(1. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210023  
2. 南京邮电大学 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室, 江苏 南京 210003)

**摘要:** 随着 WiFi 技术的日益成熟和广泛部署, 在使用 WiFi 信号实现基础通信功能的同时, 研究者开始将 WiFi 技术应用于环境感知。传统基于 WiFi 的环境感知通常基于接收信号强度 RSS 信息, 然而其性能受限于多径效应等因素影响。近年来, 随着信道状态信息 CSI 可基于普通商用设备获得, 研究者开始研究基于 CSI 的环境感知技术, 并进行了一系列开创性工作。相比于 RSS, CSI 更细粒度地描述了无线信道状态, 并可较好地地区分多径成分, 从而实现更为鲁棒、可靠的环境感知。文中主要对基于 CSI 的环境感知新趋势进行了综述分析, 在深入分析现有工作的基础上, 根据 CSI 的使用方式将这些工作分为人体检测、室内定位、视距路径识别和活动识别等 4 类。针对每类应用, 文中详细介绍了其基本工作原理及代表性原型系统, 最后指出了基于 CSI 的环境感知技术的未来潜在发展方向。

**关键词:** 接收信号强度; 信道状态信息; WiFi; 无源感知

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1673-5439(2016)01-0094-10

## CSI-based WiFi environment sensing

ZHU Hai<sup>1</sup>, XIAO Fu<sup>1,2</sup>, SUN Lijuan<sup>1,2</sup>, XIE Xiaohui<sup>1</sup>, WANG Ruchuan<sup>1,2</sup>(1. School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China  
2. Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** With the increasingly mature and widespread deployment of WiFi, researchers have been seeking to reuse WiFi signals for environment sensing beyond a basic communication service. Although received signal strength (RSS) has been adopted in traditional WiFi environment sensing, it suffers from dramatic performance degradation in indoor environment because of multipath effect. In recent years, with the availability of channel state information (CSI) in common commercial devices, CSI-based environment sensing is studied and some pioneer works are proposed. Compared with RSS, CSI is a finer-grained descriptor of the wireless channel, which can discriminate multipath components, thus holding the potential for more robust and reliable environment sensing. This paper summarizes the new trend of CSI-based environment sensing. Based on the in-depth analysis of existing works, four categories are classified according to how to use CSI: human detection, indoor localization, line-of-sight identification, and activity recognition. For each category, the basic principles and representative prototype systems are introduced. Finally future directions of CSI-based environment sensing are pointed out.

**Key words:** received signal strength (RSS); channel state information (CSI); WiFi; sensorless sensing

收稿日期: 2015-10-28      本刊网址: <http://nyzr.njupt.edu.cn>

基金项目: 国家自然科学基金(61373017, 61373137, 61572260, 61572261)、江苏省高校自然科学研究重大项目(14KJA520002)和江苏省科技支撑计划(BE20150702)资助项目

通讯作者: 肖甫      电话: 025-83492470      E-mail: xiaof@njupt.edu.cn

基于 Wi-Fi 技术的无线局域网已在室内得到广泛应用,其所能提供的服务已不限于信息通信。迅速涌现的诸类新兴应用,如人体检测、室内定位、穿墙断层扫描、活动识别等,在不断革新无线局域网的应用领域。在室内环境中,发射的无线信号通常不会沿直接路径到达接收器。事实上,接收到的信号通常是信号经由家具、人体及其他障碍物的反射、衍射和散射形成的多路信号的叠加,这种现象被称为多径效应。物理空间限制了无线信号的传播,相对应,无线信号也可以反过来被用于感知其所经过的物理环境。无论是环境物体(如墙壁、家具)还是人体(如位置、移动)都可以对无线信号进行“调制”,从而形成周期性或时变的信号,通过对这种信号进行分析,可对环境进行推断感知。

事实上,基于无线信号进行环境感知并不新奇,接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)作为多路接收信号的平均值,可利用大部分现成的无线设备直接获得,在过去的 20 年已被广泛用于各种感知应用。一般使用 RSS 来感知信道质量,其粗粒度以及高度易变性使得其不适合多径丰富的室内环境下的精确感知,如室内定位和人体检测。实验研究表明,典型室内环境下,一台静止的接收机接收到的 RSS 可能出现 5 dB 的波动<sup>[1]</sup>。为弥补 RSS 的不可靠性, Wilson 等<sup>[2]</sup>提出了射频断层扫描成像(Radio Tomography Imaging, RTI)的概念, RTI 通过在目标区域部署传感器网络,利用密集部署的传感器节点减轻多径效应的影响。

由于 RSS 仅仅是媒体访问控制(Medium Access Control, MAC)层特性,最新的技术研究开始转向更为细粒度的无线信道特性。传统意义上,要实现无线信道的精确测量通常需要专业的设备,如矢量分析仪或软件无线电,这限制了其广泛应用<sup>[3-5]</sup>。近年来,随着正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)技术在主流无线局域网标准中的不断应用,当前可以较为便捷地获得信号频谱的采样。具体而言,利用现成的 Intel 5300 无线网卡和修改后的驱动程序,我们能以信道状态信息(Channel State Information, CSI)的形式获得信道频率响应(Channel Frequency Response, CFR)的采样版本<sup>[6]</sup>。与 RSS 相比, CSI 能够在一定程度上区分多径成分。从概念上来看, CSI 与 RSS 就如同彩虹与白光的关系,在 CSI 中不同波长的信号成分被分离开来<sup>[7]</sup>。与 RSS 相比, CSI 的主要优势在于估计了每个子载波上的信道信息,能够刻画 WiFi 信道的

频率选择性衰落特性。此外, CSI 包含每个子载波的幅度和相位信息,从而提供更为丰富的频域信息。

作为 RSS 在物理层的对应信号, CSI 有望实现更为精确可靠的环境感知,在过去的 5 年里也引起了国内外研究者越来越多的关注。本文对基于 CSI 的环境感知新趋势进行综述分析,在对现有工作进行深入调研的基础上,根据 CSI 的不同利用方式,将现有的工作分为 4 类:(1) 人体检测;(2) 室内定位;(3) 视距路径识别;(4) 活动识别。针对每个应用类别,分别论述了其代表性的系统及其实现原理。最后,给出了基于 CSI 的环境感知的可能研究方向。

## 1 相关背景知识

### 1.1 信道状态信息 CSI

许多 IEEE 802.11 标准使用正交频分复用调制技术(如 802.11 a/g/n),将信号通过多个正交的子载波进行传送,在每个子载波上传送的信号都有不同的信号强度和相位。虽然标准的无线网卡都提供 RSS 信息,但 RSS 只是对无线信道的一种粗略估计,并没有考虑天线数和子载波数。最近,一些普通的 IEEE 802.11n 标准的商用无线网卡(如 Intel 5300)能以 CSI 的形式提供不同子载波详细的幅度和相位信息。具体来说,利用现成的 Intel 5300 网卡以及微调过的驱动程序,可以以 CSI 的形式输出 WiFi 带宽范围内的 CFR 的一个采样版本<sup>[6]</sup>:

$\mathbf{H} = [\mathbf{H}(f_1), \mathbf{H}(f_2), \dots, \mathbf{H}(f_i), \dots, \mathbf{H}(f_N)]^T, i \in [1, 30]$   
每个 CSI 刻画了一个子载波的幅度和相位信息:

$$\mathbf{H}(f_i) = \|\mathbf{H}(f_i)\| e^{j\sin\{\angle \mathbf{H}(f_i)\}}$$

其中,  $\mathbf{H}(f_i)$  是中心频率为  $f_i$  的子载波的 CSI,  $\angle \mathbf{H}(f_i)$  代表相位。与 MAC 层的 RSS 相比, CSI 在幅度和相位上刻画了无线链路更细粒度的时间和频谱结构。

### 1.2 多输入输出(MIMO)技术

当前频谱资源变得越来越匮乏,利用多天线和 MIMO 技术是基于 802.11n 标准的设备不同于早期的 802.11 a/g 设备的关键特征<sup>[8]</sup>。MIMO 技术利用多天线提高数据吞吐量和传输距离,而不需要增加带宽和传输功率。在 MIMO 系统中,发送端和接收端都有多根天线,每根接收天线和发送天线的组合都可以被看作是一个流,所有流的 CSI 可以表示为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & \dots & H_{1M} \\ H_{21} & H_{22} & \dots & H_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{N1} & H_{N2} & \dots & H_{NM} \end{bmatrix}$$

其中,  $M$  和  $N$  分别表示发送天线和接收天线的数

量,  $H_{ij}$  表示第  $i$  根接收天线和第  $j$  根发送天线之间的 CSI。由于室内环境下, 不同流的传播路径不同, 所以不同天线接收到的 CSI 是不同的。

## 2 基于 CSI 的环境感知应用

2010 年以来, 麻省理工学院、斯坦福大学、华盛顿大学、香港科技大学、清华大学等高校研究人员陆续开展基于 CSI 的相关研究工作, 并尝试开发基于 CSI 的环境感知应用系统。根据 CSI 的使用方式不同, 本文将现有工作分为 4 类: 人体检测、室内定位、视距路径识别和活动识别。

### 2.1 人体检测

人体检测指的是检测目标区域内是否存在个体的过程, 这一过程对许多应用至关重要, 包括安全预警入侵检测、边界检测以及火灾或地震中的存活人员检测等。基于设备的人体检测已得到了普遍应用, 然而这类方法需要专门的硬件设备, 如加速度计、红外传感器、摄像机等, 不适合于大规模快速部署。研究人员开始探讨设备无关的被动式检测 (Device-free Passive Detection, Dfp)<sup>[9]</sup>, 在无需人体携带任何物理设备的情况下实现人体检测。

无线局域网的广泛覆盖使得基于无线局域网基础设施实现被动式检测成为可能。文献 [10-15] 中, 研究人员利用当个体进入监控区域时引起的 RSS 异常波动来捕获环境变化以实现人体检测。尽管基于 RSS 的技术已经取得了巨大进步, 但是 RSS 易受窄带干扰和多径干扰影响, 这些方法存在检测准确性不高的固有缺陷。CSI 具有在静态环境下保持相对稳定而对人体存在敏感的优良特性, 因此, 为实现鲁棒的被动式检测, 研究者开始转向更细粒度的 CSI。下面详细介绍一些代表性的研究工作。

为获得更高的检测率和抗窄带干扰, Xiao 等人<sup>[16]</sup>实现了一个设备无关的室内运动检测系统 FIMD<sup>[16]</sup>。与最先进的基于 RSS 的 RASID 系统<sup>[11]</sup>相比, FIMD 从 CSI 中提取了时间稳定性更好的特征, 获得了更高的检测率。FIMD 的输入参数是从  $H_k$  开始的窗口大小为  $n$  的滑动窗口  $W$  内的连续 CSI 值, 在获得连续  $n$  个数据包的相关系数矩阵  $C$  后, FIMD 提取相关系数矩阵  $C$  的最大特征值作为判别特征:

$$V = \max(\text{eigen}(C) / n)$$

特征值  $V$  越大, 信号越可能处于静态环境, 若特征值  $V$  突然降低为一个小值, 则表明可能存在人体干扰。在突发检测模块, FIMD 利用基于密度的 DB-

SCAN 分类算法对信道链路状态进行分析, 若当前滑动窗口内属于一个特定簇的特征值的数量大于某一阈值, 则认为是静态。通过 2 个不同场景的部署, 实验结果表明利用基于 CSI 的特征, FIMD 可以获得足够的准确度。

Zhou 等人<sup>[17]</sup>考虑从另一个角度利用 CSI, 在设计场景相关的应用时, 首先考虑下层监控单元的覆盖范围, 即小区覆盖。边界形状是小区覆盖的关键特性, 描述了小区覆盖的方向性。然而, 即使下层设备都配有全向天线, 大多数针对 Dfp 检测的实验拟合覆盖模型都是沿着发送器和接收器链路的有向椭圆覆盖, 而不是以接收器为中心的圆形覆盖。因此, 相比从接收器背面接近的用户, 沿着收发路径的用户更容易被检测到。但某些应用场景, 如博物馆展览, 可能更需要实现圆形的覆盖检测。针对该类应用场景, Zhou 等提出了全向被动式人体检测 (Omni-directional Passive Human Detection, Omni-PHD) 的概念, 具体指在以链接为中心的监控单元架构的基础上, 利用全向天线设备, 实现圆形小区覆盖的被动式检测。经过初步的实验, Zhou 等人发现 CFR 幅度对附近的人体存在敏感, 而对无关的背景噪声保持相对稳定。因此, FIMD 构造 CFR 幅度直方图的  $K$  维向量作为指纹, 并利用堆土机距离 (Earth Mover's Distance, EMD) 度量<sup>[18]</sup>对指纹进行分类。实验结果表明, 在普通的办公环境下, FIMD 可以在 4 个方向均达到 90% 左右的检测率。

在大量进行被动式检测的研究中, 大部分现有的方法仅仅利用 CSI 的幅度信息, 而没有对相位信息加以研究。因此, Qian 等人<sup>[19]</sup>提出了一个利用 CSI 全部信息 (幅度和相位) 进行被动式人体检测的系统 PADS。由于利用商用设备获取的原始相位信息在可行域内随机分布, PADS 首先对原始的 CSI 进行线性变换减轻随机噪声的影响, 从而获取有用的相位信息, 随后进一步利用离群点过滤方法滤除有偏观测值。用  $\|\bar{H}\|$  和  $\bar{\Phi}$  分别表示归一化的 CFR 幅度和相位序列, 对应的协方差矩阵为  $\Sigma(\|\bar{H}\|)$  和  $\Sigma(\bar{\Phi})$ , PADS 分别提取幅度和相位协方差矩阵的最大特征值生成特征二元组  $F = [\alpha, \rho]$ :

$$\alpha = \max(\text{eigen}(\Sigma(\|\bar{H}\|)))$$

$$\rho = \max(\text{eigen}(\Sigma(\bar{\Phi})))$$

随后, Qian 等利用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 算法计算不同状态 (是否存在移动人体) 的分界线用于检测估计。此外, PADS 还聚合了多天线的 CSI 以提高系统的检测准确度和鲁棒性。

由于利用了CSI的全部信息,尤其是敏感的相位特征,实验结果表明PADS能够检测不同步行速度的运动人体,性能优于传统基于RSS/CSI的系统。

上述工作均通过研究由人体运动引起的信号变化进行移动人体检测,待观察的个体的移动性是这些被动式人体检测系统的先决条件。利用无线电反射检测静止也颇具挑战<sup>[20]</sup>,为检测静止用户的存在,现有的工作通过预先生成无人环境下的信道校准文件进行检测,并将人体存在简化为对视距路径的遮蔽<sup>[21]</sup>,但这些方法会因为环境的时变性和多径效应而失效<sup>[22]</sup>。

基于对由人体运动引起的信号衰落的深入研究,Wu等人<sup>[23]</sup>提出了一个利用商用WiFi设备对移动和静止人体实现非入侵式检测的统一方案DeMan。DeMan同时利用CSI幅度和相位信息检测移动个体,并将人体呼吸视为静止人体存在的固有指示器。DeMan首先利用商用网卡提取CSI,并采用Hampel辨识器滤除异常观测值。随后,DeMan根据CSI的方差,设计了轻量级的运动指示器粗略判断是否存在移动个体。若存在,则利用移动个体检测模块进行更细粒度的运动检测,否则调用静止目标检测模块识别是否存在静止人体。在移动目标检测模块,DeMan同时利用CSI幅度和相位信息对移动人体进行可靠检测。具体而言,DeMan分别计算CSI幅度和相位的相关系数矩阵,并提取各自的最大特征值,组成二维特征用于推断移动人体的存在。为了在无场景相关的校准文件的条件下检测静止人体,DeMan利用无论人体是静止站立或者坐着,都会进行呼吸这一性质。其首先过滤CSI测量值以去除与呼吸频率无关的信号成分,接着采用正弦呼吸模型对过滤后的CSI序列进行拟合,估计信号主频率。若估计出的频率属于正常人体呼吸的频率范围,则表明存在静止人体,否则,无静止人体。实验结果表明,DeMan对移动和静止人体的检测率均达到95%左右,识别无人场景的准确率也达到96%,远远优于先前的检测方法。

## 2.2 室内定位

定位是许多移动无线应用的必要基础模块。尽管全球定位系统GPS在室外定位中表现优越,但是GPS信号不能穿透室内材料,很难应用于室内环境。精准的室内定位已经获得越来越多的研究兴趣,并展现出广阔的应用场景,如仓库财物的位置检测、医院内病人追踪以及受灾区紧急救援人员定位等。无线网络和设备的普遍部署使得利用现有的无线局域

网基础设施提供精确的室内位置估计成为可能,目前主要包括2类室内定位方法:基于设备的和设备无关的。

### 2.2.1 基于设备的室内定位

Sen等人<sup>[24-25]</sup>首次在现成的平台上演示了基于物理层信息的WiFi定位,利用商用Intel 5300网卡实现了米级的定位系统PinLoc。PinLoc的关键发现是同一位置处单个子载波CFR的概率密度函数在复平面内呈现聚簇分布。因此,载波 $f$ 的信道响应可建模为高斯混合分布,其均值和方差分别为 $U_f^i$ 和 $V_f^i$ 。在OFDM系统中,各个子载波独立衰落,所以可以用多维高斯随机向量表示所有子载波形成的簇组合,其中均值和方差分别为 $U^i = (U_f^i)$ ,  $f=1,2,\dots,F$ 和 $V^i = (V_f^i)$ ,  $f=1,2,\dots,F$ ,  $F=30$ 。则特定位置的信道响应可以建模为高斯混合分布 $(w_k, U^k, V^k)$ ,其中 $w_k$ 是 $(U^k, V^k)$ 的权重。为了在保持位置相关特征的同时减少进行组合的簇的数量,PinLoc仅仅保留前 $K$ 个权值较大的簇。对于CFR为 $(P_f)$ ,  $f=1,2,\dots,F$ 的每个数据包 $P$ ,  $P$ 属于簇组合 $(U^i, V^i)$ 的对数概率为:

$$d(P, U^i) = \sum_{f=1}^F \log(V_f^i) + \sum_{f=1}^F \left( \frac{\|P_f - U_f^i\|^2}{(V_f^i)^2} \right)$$

PinLoc利用此对数似然距离度量进行指纹分类。

PinLoc中采用的另一个技巧是针对 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 的网格(被称为地点spot)进行定位,在每个地点内随机选取4个位置测量CFR作为每个地点的指纹,这样得到的不同地点的指纹相关性很低,从而展现出高度的空间区分性。此外,由于CFR经历单个波长就可能发生剧烈变化,所以测量得到的CFR也很可能与所有预先标注的指纹都不相同。PinLoc通过选择单个地点内4个不同位置的CFR作为地点的候选指纹,降低了测量值不同于任何位置的可能性,提高了定位系统的鲁棒性。实验结果表明,PinLoc的平均定位准确性达到89%,同时假正率低于6%。

根据路径损耗模型<sup>[26]</sup>,接收信号功率随着与信源的距离增加而单调递减,这一现象是基于模型的定位方法的基础。然而,由于RSS易受室内多径效应的影响,导致现有的基于RSS的距离估计误差较大。因此,Wu等人<sup>[1]</sup>提出了从信道脉冲响应(Channel Impulse Response, CIR)中提取出主路径簇进行精准测距的方法,并利用现成的设备实现了FI-LA系统。由于只需要使用视距路径进行测距,Wu等人提出了从各路反射信号中分离出视距或最接近视距的非视距路径的多径分离机制。具体说来,FI-

LA 首先利用逆傅里叶变换将 CFR 转换为 CIR, 随后利用基于阈值的方法获得视距或最短的非视距路径。接着, FILA 将过滤后的 CIR 再转换回频域, 对转换回来的 CSI 进行加权求和以获得有效 CSI:

$$CSI_{\text{eff}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{f_k}{f_0} \times |A|_k, k \in (-15, 15)$$

其中,  $CSI_{\text{eff}}$  是用于距离估计的最终输入,  $f_0$  是中心频率,  $f_k$  是第  $k$  个子载波的频率,  $|A|_k$  是第  $k$  个子载波的 CSI 幅值。FILA 对自由空间路径损耗传播模型进行修改, 提出了基于  $CSI_{\text{eff}}$  的室内传播模型:

$$d = \frac{1}{4\pi} \left[ \left( \frac{c}{f_0 \times |CSI_{\text{eff}}|} \right)^2 \times \sigma \right]^{\frac{1}{n}}$$

其中,  $c$  是波速,  $\sigma$  是环境因子,  $n$  是路径损耗衰落指数。针对每个室内场景, FILA 采用简单的快速训练算法获得参数  $\sigma$  和  $n$  的值。在获得目标物体和多个接入点的距离后, FILA 利用三边定位方法估计物体位置。实验结果表明, 利用 CSI 可以大大增强距离估计的准确性。

与利用 CSI 构建信号传播模型不同, Xiao 等人<sup>[27]</sup> 利用 CSI 生成位置指纹, 并设计了一个细粒度的室内指纹定位系统 FIFS。Xiao 等人观察到由于 CSI 的频率分集性质, 不同位置的 CSI 信息会形成独特的位置指纹。因此, FIFS 在电子地图上为每个位置都构建一个独特的指纹。具体地讲, FIFS 的实现过程包括 2 个阶段: 校准和定位。在校准阶段, FIFS 首先利用 Intel 5300 网卡采集 CSI 数据, 并对采集到的数据进行处理, 构建电子地图。在构建过程中, 为了利用空间分集和频率分集性质, FIFS 将 20 MHz 的信道分为 4 个 5 MHz 的子信道, 并对每个子信道内所有天线的 CSI 取平均得到  $\{\tilde{H}_1, \tilde{H}_2, \tilde{H}_3, \tilde{H}_4\}$ 。通过将所有子信道的功率相加, FIFS 对每个数据包的功率进行量化:

$$H_e = \sum_{i=1}^n |\tilde{H}_i|^2, i \in [1, 4]$$

在定位阶段, FIFS 采用概率模型<sup>[28]</sup> 而不是确定性方法以获得更精确的定位结果, 位置估计问题即等价于找到使后验概率  $P(l_j | H_e)$  最大的位置  $l$ 。实验结果表明, 利用 FIFS 可以获得略低于 1 m 的平均定位误差, 优于基于 RSS 的 Horus 系统<sup>[29]</sup>。

虽然已经有大量关于定位的研究, 但是精确的室内定位技术通常需要进行繁重的校准工作或者额外的设施。针对这一问题, Sen 等人<sup>[30]</sup> 设计了无需校准文件或额外设施的定位系统 SpinLoc。SpinLoc 的主要依据是无线信号会根据人体对信号的遮挡方

式不同而产生不同的衰落。已有工作证实了人体对信号的遮蔽会对 RSS 产生不同的衰落影响, 并用于在室外环境估计接入点的位置<sup>[31]</sup>。由于室内环境存在多径效应, 人体从不同方向对无线信号进行遮蔽得到的 RSS 值可能相同, 所以基于 RSS 的方法<sup>[31]</sup> 不能直接扩展到室内环境。因为直接路径信号的传播时间最短, SpinLoc 提取 CIR 第一个成分作为直接路径信号, SpinLoc 通过只追踪直接路径信号的能量来识别人体相对于接入点和手持设备的位置。当用户原地旋转一周时, 直接路径能量最小的方向即为与接入点相反的方向。在估计出设备相对于多个接入点的方向后, SpinLoc 利用三角定位方法估计用户位置。实验结果表明接入点的方向估计中位误差为  $20^\circ$ , 位置估计准确度为 5 m 左右。

如前所述, PinLoc<sup>[25]</sup> 和 FIFS<sup>[27]</sup> 均采用 CSI 指纹估计位置。PinLoc 利用了 CSI 的频率分集, 却没有考虑 CSI 空间分集。FIFS 同时利用了频率分集和空间分集, 但只是对所有子载波功率进行简单聚合。Chaapre 等人<sup>[32]</sup> 提出了新的位置指纹 CSI-MIMO, CSI-MIMO 不仅包含了 MIMO 信息, 而且同时使用了每个子载波的幅度和相位信息。CSI-MIMO 中, 信道矩阵  $H$  表示为  $H = [H_1, H_2, \dots, H_N]^T$ , 其中  $H_i = |H_i| e^{j\sin(\angle H_i)}$ 。在 MIMO 系统中,  $H_i$  的维数为  $N \times M$ 。CSI-MIMO 首先对每个子载波上所有天线流的 CSI 值进行聚合, 生成维数为  $1 \times 30$  的向量  $H_{\text{avg}}$ , 在计算出聚合后的 CSI 幅度值  $H_{\text{avg-amp}}$  和相位值  $H_{\text{avg-ph}}$  后, 将各子载波的幅度值和相位值分别与紧邻的子载波值相减, 得到维数为  $1 \times 29$  的位置指纹  $H_{\text{amp}_i}$  和  $H_{\text{ph}_i}$ , 最后对多个采样值幅度相位差值求平均得到每个位置的指纹  $H_{\text{diff}} = [H_{\text{amp-diff}} H_{\text{ph-diff}}]$ 。同时其采用确定性  $k$  最近邻算法和概率贝叶斯规则对 CSI-MIMO 的性能进行评价, 实验结果表明其定位精度为 0.95 m, 比 FIFS 提升 57% 左右。

### 2.2.2 设备无关的室内定位

近年来, 已经涌现出大量的定位系统, 包括全球定位系统 GPS<sup>[33]</sup>、基于射频无线电的系统<sup>[26, 29]</sup>、基于惯性传感器的系统<sup>[34]</sup> 以及基于红外线的系统<sup>[35]</sup> 等。然而, 这些系统都需要用户携带定位设备, 不适用于某些新兴的应用场景, 如展廊或购物中心希望在参观者和客户无需携带特定硬件设备时, 提供预防盗窃和失踪人口追踪的服务。因此, 研究人员提出了设备无关的被动式定位的概念<sup>[9]</sup>, 设备无关的被动式定位利用普通无线网络对用户进行检测和追踪, 而无需用户携带任何设备以及主动参与定位过



程。设备无关的被动式定位有着大量的应用场景,如智能家居、入侵检测和交通预测等。现有的被动式定位方法包括基于雷达的系统<sup>[36-38]</sup>、基于计算机视觉的系统<sup>[39]</sup>和RTI<sup>[2]</sup>。然而,上述方法均需要安装特殊硬件,可扩展性较差。相反,基于无线局域网的方法<sup>[9,40]</sup>利用现成的无线基础设施。Youssef等人<sup>[9]</sup>最先提出并在受控环境下实现了利用WLAN的被动式定位,Seinfeldin等人<sup>[41]</sup>也利用RSS实现了室内大规模部署的被动式定位系统Nuzzer。然而,受限于RSS自身的不足,基于RSS的被动式定位系统存在着定位精度不高等缺陷。

与RSS相比,CSI存在许多显著优势,下面将介绍基于CSI的被动式定位系统代表性工作。Xiao等人<sup>[42]</sup>研究了利用细粒度的CSI实现被动式室内定位的可行性,并设计了Pilot系统。由于CSI反映了宽带信道的频率分集特性,Pilot通过监控CSI特征模式偏移来唯一地识别用户位置。Pilot主要由3部分组成:被动式电子地图构造、异常检测和位置估计。被动式电子地图构造模块主要有2个目的:(1)生成异常检测的标准CSI文件;(2)构建用户在不同位置处的异常数据库文件。Pilot通过对标准状态(无用户存在)的CSI采样的自相关系数求均值构造标准文件 $C_{\text{Nor}}$ :

$$H_{\text{Nor}} = (H_1, H_2, \dots, H_n)$$

$$C_{\text{Nor}}^n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{corr}(H_i, H_i)$$

与基于设备的指纹系统构造电子地图不同,被动式电子地图的构造无需用户携带任何设备,只需利用监测点对用户在不同地点时链路的CSI进行采集,Pilot将各个位置的CSI自相关系数存储在指纹数据库中。异常检测模块作为“定位触发器”,通过计算CSI特征属于标准文件的概率确定是否存在用户,再进一步决定是否要执行定位模块。Pilot采用概率算法将检测到的异常CSI与指纹数据库匹配,从而估计用户的位置。实验结果表明,在相同的基础设施部署下,Pilot的异常检测性能优于基于RSS的RASID系统<sup>[11]</sup>,定位准确度优于Nuzzer系统<sup>[41]</sup>。

虽然被动式定位研究已经得到广泛关注,现有的工作大多需要一定数量的发送器-接收器对,这在许多典型场景下不可行,如普通家庭中,通常只安装有单个接入点。针对这一现象,Abdel-Nasser等人<sup>[43]</sup>提出了精确的基于单流的设备无关的WLAN定位系统MonoPHY。MonoPHY主要包含两个阶段的操作:离线训练阶段和在线定位阶段。在离线训

练阶段,MonoPHY记录用户位于不同位置的CSI。通过初步的实验,MonoPHY观察到单个子载波在每个指纹位置的CSI可以用最多3个簇表示,且每个簇可以用高斯分布进行建模。由于只存在单个无线流,MonoPHY利用MIMO技术提高定位精度。具体来说,假设目标区域被一组有 $n$ 根天线的接入点和 $m$ 根天线的监控点覆盖,则发送器和接收器之间存在 $n \times m$ 条虚拟链路。由于采用OFDM调制,每个数据包都采用 $f$ 个子载波进行传送,则接收器处会收到 $n \times m \times f$ 条虚拟信号强度流,每条流对应于每个虚拟链路的单个载波。MonoPHY采用 $k$ 均值算法将每条虚拟流投影为 $k$ 个簇( $k \leq 3$ ),同时利用高斯混合分布模型对信号进行建模生成信号指纹。MonoPHY利用最大化后验概率的方法对用户位置进行估计,实验结果表明仅利用单个流,MonoPHY可以达到1.36 m的中位距离误差,比Nuzzer提高了48.1%。

尽管每个子载波的每个簇的CSI信息可以用高斯分布进行建模<sup>[43]</sup>,相邻位置的CSI文件的高度重叠和高斯混合分布的平滑效果会导致定位准确度的降低。针对这一问题,Sabek等人<sup>[44]</sup>提出了基于单流的设备无关的WLAN定位系统MonoStream。MonoStream将被动式定位问题建模为目标识别问题,它将不同位置的CSI文件视为不同的图像,并从这些图像中提取出能够反映用户所处位置的特征。为了降低所采用算法的计算代价,MonoStream采用联合boosting技术处理特征和位置数据。实验结果表明,MonoStream可以获得0.95 m的中位距离误差,比MonoPHY提高了26%。此外,在准确度增强的同时,在普通平板电脑上MonoStream的执行时间少于23 ms,有利于实时追踪应用。

### 2.3 视距路径识别

WiFi技术已经孕育了大量移动计算应用,如自适应通信、室内定位、手势和活动识别等。这些应用都依赖于对射频信号特征的仔细分析,而非视距传播作为一个主要的潜在威胁不容轻易忽略。非视距传播对信号产生的严重衰落会恶化通信链路质量,且使得理论传播模型不可行。如,非视距传播会给基于时间和功率的测距<sup>[45]</sup>引入正偏置,或在角度估计<sup>[46-47]</sup>中产生假的角度峰值。因此,判断是否存在视距路径对减轻非视距传播的不利影响至关重要。如,在已知视距或非视距传播的条件下,发送器可调整特定的链路设置如传输功率或数据率,实现高数据吞吐量和可靠通信<sup>[48]</sup>,位置提供商也可以据此调整模型参数或采用合适的模型以提供高质量

服务<sup>[49]</sup>。

虽然针对视距和非视距传播已经有大量理论信道模型<sup>[50]</sup>,但实用的视距识别方法要么需要专用信道测量仪提供精确信道文件,要么假设存在丰富的随机性来使统计模型生效。事实上现有 WiFi 网络运行带宽只有 20 ~ 40 MHz,很难分解室内多径成分。通过利用 MIMO 技术,研究人员开创性地从空间维度进行视距识别<sup>[46]</sup>,但是需要进行硬件调整,不能直接应用于现成的基础设施。

为设计普适的用于在多径传播下判断是否存在视距路径的方案,Zhou 等人<sup>[51]</sup>利用商用 WiFi 设备实现了一个基于统计方法的视距识别系统 LiFi。LiFi 利用物理层 CSI 在多径丰富的室内场景下识别是否存在视距成分。具体来说,由于 CSI 能够提供多径簇级别的时间分辨率<sup>[1]</sup>,LiFi 首先利用 CSI 分离出主路径成分,减轻无关噪声和长延迟的非视距路径的影响,增强视距路径的确定性。为了进一步消除 WiFi 带宽限制的影响,LiFi 利用人体的自然移动来增强非视距路径的随机性。为了得到有效的轻量级特征,LiFi 提出了 2 个包络分布特征作为候选:Rician-K 和 skewness,将视距识别问题表示为基于特征的典型二元假设检验问题。实验结果表明,基于 skewness 的识别方案能达到 90.42% 的视距识别率和 90.66% 的非视距识别率,优于基于 Rician-K 的方案,主要原因是室内接入点和笔记本电脑之间缺乏足够的散射。此外,Zhou 等人还设计了大量的实验考虑了不同的传播距离、信道衰落和障碍物类型,证实了 LiFi 的可行性。

虽然 LiFi 已经证实了利用物理层信息的幅度特征进行视距识别的可行性<sup>[51]</sup>,但是 LiFi 需要长时间的测量和人为的轻微移动,并不能应用于真正的移动场景。因此,Wu 等人<sup>[52]</sup>利用商用 WiFi 设备提出了一个在静止和移动场景都可行的实时视距识别系统 PhaseU。与先前的工作大多利用幅度信息不同,PhaseU 研究了如何使用相位信息识别视距和非视距传播。虽然直接测量得到的相位信息是随机的,不能直接应用,但是 PhaseU 观察到不同天线之间的相位差在视距和非视距条件下的表现是不同的,因此 PhaseU 利用一组天线相位差的方差对视距和非视距场景的不同进行量化。为了提高识别精度和鲁棒性,除了利用空间分集,PhaseU 还考虑了不同 OFDM 子载波的频率分集,提出了相位差方差的频率选择性度量:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n \sigma_{\Delta\phi_i}^2 |H(f_i)|}{\sum_{j=1}^n |H(f_j)|}$$

其中,  $|H(f_i)|$  是 2 个天线在子载波  $i$  上的平均幅度。

PhaseU 将视距识别问题表示为基于度量  $\rho$  的二元假设检验问题。为使 PhaseU 能够应用于移动场景,Wu 等人利用商用移动设备内置的惯性传感器捕获移动过程中的“静止时刻”,并利用这些时刻的测量值进行视距识别。实验结果表明,在静态场景下 PhaseU 的视距和非视距检测率分别为 94.35% 和 94.19%,在移动场景下检测率均高于 80%,在 2 类场景下的检测性能均优于现有的方法。此外,对于已建立连接的接入点 PhaseU 的时延只需几毫秒,对于未连接接入点的时延为 1 s,视距识别的实时性大大增强,可应用于各种实时系统。

## 2.4 活动识别

知晓用户所进行的室内活动,而不仅仅是用户的位置,更具现实意义,如健康监测和健康管理等,因此室内环境下的活动识别变得越来越重要。传统活动识别方法主要依赖于被追踪用户所穿戴的专用传感器或环境中所安装的摄像机、运动传感器等<sup>[53]</sup>。虽然这些专用传感器能够实现细粒度的活动识别,但是其严重依赖于大量的基础网络设施和可穿戴设备。此外,也可利用各种定位系统<sup>[9,25,41]</sup>推断与特定位置相关的活动,但是这些系统很难区分发生在同一位置的多种不同活动。近期研究工作使用从单个无线监控点获得的物理层信息,如多普勒频移,来检测用户的移动、位置甚至是手势<sup>[54-56]</sup>,但是这些系统均基于通用软件无线电实现,且需要专门的接收器提取相应载波特征。

活动识别面临的主要问题是如何使用最少的基础设施实现精确的追踪和活动识别,且不需要用户携带专门的设备。因此,通过利用广泛部署的 WiFi 基础设施和细粒度的 CSI,Wang 等人<sup>[57]</sup>设计了设备无关的面向位置的活动识别系统 E-eyes。由于众多重要的室内活动都发生在某些特定的地点,如在厨房做饭,在餐桌吃饭等,E-eyes 只需采集在这些地点发生的特定活动的 CSI 文件。E-eyes 的基本思想是将采集到的 CSI 特征与已有的活动文件相匹配,其核心模块包括活动识别模块以及文件构建和更新模块。由于区分不同类型的活动需要不同的活动信息,活动识别模块包含 2 种不同的活动匹配方法来保证算法的通用性。具体而言,E-eyes 首先采用移动方差阈值技术区分步行活动和原地活动,并利用移动方差对 CSI 轨迹进行分段,随后 E-eyes 通过计

算每个 CSI 段和预先构造的活动文件的相似性进行活动识别。对于步行活动,E-eyes 采用多维动态时间规整 ( Multi-Dimensional Dynamic Time Warping, MD-DTW) 技术进行匹配。对于原地活动,由于这些活动通常包含重复而随机的模式,E-eyes 利用 CSI 的幅度分布描述这些活动,并采用堆土机距离 EMD 度量计算不同分布之间的相似性。E-eyes 采用半监督聚簇方法构造活动文件,并根据用户反馈进行自适应文件更新。实验结果表明,仅利用单个 WiFi 接入点识别一组原地和步行活动,E-eyes 可以达到 96% 的平均检测率和低于 1% 的假正率。此外,E-eyes 还证明了使用更宽的信道带宽,如 802.11ac,可以增强活动识别性能。

Han 等人<sup>[58]</sup>利用 CSI 的时间稳定性和频率分集设计了设备无关的被动式跌倒检测系统 WiFall。由于静态人体不会引起无线信号的时域变化,WiFall 采用基于局部异常因子 ( Local Outlier Factor, LOF) 的异常检测算法检测人体运动并分离出相应异常模式。由于异常检测模块会将各种人体运动,

如步行、起立和跌倒等都标记为异常,WiFall 采用单类支持向量机对异常模块中特征进行分类。实验结果表明,WiFall 可实现 87% 的检测精度,对应误报率为 18%。

Xi 等人<sup>[59]</sup>则提出利用 CSI 进行人群数量统计,并设计了设备无关的人群计数系统 FCC。FCC 的设计思想来源于 CSI 对环境变化的高度敏感。FCC 需要解决的主要问题是找到能够准确描述 CSI 变化和移动人群数量之间单调关系的度量。为此,FCC 使用 CSI 扩充矩阵中非零元素比例 ( Percentage of Non-zero Elements, PEM) 作为描述 CSI 变化的特征。随后,其利用灰色 Verhulst 模型描述 PEM 和人群数量之间的单调关系,其优势在于可以直接估计人群数量,而无需进行繁重的现场勘测。实验结果表明,相比于现有的方法,FCC 在准确性、可扩展性和可靠性方面都有显著提升。

2.5 特性比较

对上文所提到的不同类型的原型系统进行对比,结果如表 1 至表 4 所示。

表 1 人体检测原型系统对比

原型系统	使用的 CSI 信息	是否利用 MIMO	提取的检测特征	是否能够检测静态用户
FIMD <sup>[16]</sup>	CFR 幅度	否	相关系数矩阵特征值	否
Omni-PHD <sup>[17]</sup>	CFR 幅度	否	幅度直方图	否
PADS <sup>[19]</sup>	CFR 幅度和相位	是	协方差矩阵特征值	否
DeMan <sup>[23]</sup>	CFR 幅度和相位	是	相关系数矩阵特征值;人体呼吸特征	是

表 2 室内定位原型系统对比

原型系统	是否基于设备	使用的 CSI 信息	是否利用 MIMO	使用的定位方法
PinLoc <sup>[25]</sup>	是	CFR 幅度和相位	否	基于指纹
FILA <sup>[1]</sup>	是	CIR ; CFR 幅度	否	基于测距
FIFS <sup>[27]</sup>	是	CFR 幅度	是	基于指纹
SpinLoc <sup>[30]</sup>	是	CIR	否	基于角度
CSI-MIMO <sup>[32]</sup>	是	CFR 幅度和相位	是	基于指纹
Pilot <sup>[42]</sup>	否	CFR 幅度	否	基于指纹
MonoPHY <sup>[43]</sup>	否	CFR 幅度	是	基于指纹
MonoStream <sup>[44]</sup>	否	CFR 幅度	是	基于指纹

表 3 视距路径识别原型系统对比

原型系统	使用的 CSI 信息	是否利用 MIMO	提取的识别特征	是否可用于移动场景
LiFi <sup>[51]</sup>	CIR	否	基于包络分布的 skewness	否
PhaseU <sup>[52]</sup>	CFR 相位	是	天线对的相位差方差	是

表 4 活动识别原型系统对比

原型系统	使用的 CSI 信息	是否利用 MIMO	提取的特征	识别方法
E-eyes <sup>[57]</sup>	CFR 幅度	否	幅度直方图	利用 EMD 和 MD-DTW 进行匹配
WiFall <sup>[58]</sup>	CFR 幅度	是	STD,MAD 等	利用 LOF 进行异常检测,利用单类 SVM 进行分类
FCC <sup>[59]</sup>	CFR 幅度	否	PEM	利用灰色 Verhulst 进行人数估计



### 3 结束语

本文详细分析了基于信道状态信息 CSI 的室内环境感知原理及其应用。与传统的 RSS 相比,CSI 描述了小尺度多径衰落现象,更细粒度地描绘了无线信道。在时域上,CIR 可以在一定程度上分解不同时延的多径成分;在频域上,CFR 描述了频率选择性衰落现象。此外,由于同时包含幅度和相位信息,CSI 比单值的 RSS 蕴含更丰富的频域信息。因此,CSI 为实现更为鲁棒和灵活多变的环境感知应用提供了新的机遇。尽管在过去的 5 年里,利用 CSI 进行环境感知已取得较多进展,但基于 CSI 的环境感知技术仍处于萌芽阶段,具有广阔的应用前景。除进一步研究和利用 CSI 幅度信息,我们认为研究更为敏感的相位信息以及其与不断普及的 MIMO 技术的融合是颇具前景的,期待在不久的将来能涌现出更多的创新型研究及其应用。

#### 参考文献:

- [1] WU K, XIAO J, YI Y, et al. FILA: Fine-grained indoor localization [C] // IEEE INFOCOM. 2012: 2210 – 2218.
- [2] 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.
- [3] NERGUIZIAN C, NERGUIZIAN V. Indoor fingerprinting geolocation using wavelet-based features extracted from the channel impulse response in conjunction with an artificial neural network [C] // IEEE International Symposium on Industrial Electronics. 2007: 2028 – 2032.
- [4] PATWARI N, KASERA S K. Robust location distinction using temporal link signatures [C] // ACM MobiCom. 2007: 111 – 122.
- [5] ZHANG J, FIROOZ M H, PATWARI N, et al. Advancing wireless link signatures for location distinction [C] // ACM MobiCom. 2008: 26 – 37.
- [6] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41 (1): 53 – 53.
- [7] YANG Z, ZHOU Z, LIU Y. From RSSI to CSI: Indoor localization via channel response [J]. ACM Computing Survey, 2013, 46 (2): 25.
- [8] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. 802.11 with multiple antennas for dummies [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2010, 40 (1): 19 – 25.
- [9] YOUSSEF M, MAH M, AGRAWALA A. Challenges: Device-free passive localization for wireless environments [C] // ACM MobiCom. 2007: 222 – 229.
- [10] YANG J, GE Y, XIONG H, et al. Performing joint learning for passive intrusion detection in pervasive wireless environments [C] // IEEE INFOCOM. 2010: 1 – 9.
- [11] KOSBA A E, SAEED A, YOUSSEF M. RASID: A robust WLAN device-free passive motion detection system [C] // IEEE PerCom. 2012: 180 – 189.
- [12] WALLBAUM M, DIEPOLDER S. A motion detection scheme for wireless LAN stations [C] // ICMU. 2006: 2 – 9.
- [13] MOORE R S, HOWARD R, KUKSA P, et al. A geometric approach to device-free motion localization using signal strength [R]. New Jersey: Rutgers University, 2010.
- [14] ZHANG D, LIU Y, NI L M. RASS: A real-time, accurate and scalable system for tracking transceiver-free objects [C] // IEEE PerCom. 2011: 197 – 204.
- [15] LIU Z, LI Z, LI G, et al. Recent advances in computer science and information engineering [M]. Berlin: Springer, 2012: 295 – 308.
- [16] XIAO J, WU K, YI Y, et al. FIMD: Fine-grained device-free motion detection [C] // IEEE ICPADS. 2012: 229 – 235.
- [17] ZHOU Z, YANG Z, WU C, et al. Towards omnidirectional passive human detection [C] // IEEE INFOCOM. 2013: 3057 – 3065.
- [18] RUBNER Y, TOMASI C, GUIBAS L J. The earth mover's distance as a metric for image retrieval [J]. Springer International Journal on Computer Vision, 2000, 40 (2): 99 – 121.
- [19] QIAN K, WU C, YANG Z, et al. PADS: Passive detection of moving targets with dynamic speed using PHY layer information [C] // IEEE ICPADS. 2014: 1 – 8.
- [20] ZHAO Y, PATWARI N, PHILLIPS J M, et al. Radio tomographic imaging and tracking of stationary and moving people via kernel distance [C] // ACM IPSN. 2013: 229 – 240.
- [21] WILSON J, PATWARI N. Radio tomographic imaging with wireless networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2010, 9 (5): 621 – 632.
- [22] WILSON J, PATWARI N. A fade-level skew-laplace signal strength model for device-free localization with wireless networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 11 (6): 947 – 958.
- [23] 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.
- [24] SEN S, CHOUDHURY R R, RADUNOVIC B, et al. Precise indoor localization using PHY layer information [C] // ACM HotNets. 2011: 18.
- [25] SEN S, RADUNOVIC B, CHOUDHURY R R, et al. You are facing the Mona Lisa: Spot localization using PHY layer

- er information [C] // ACM MobiSys. 2012: 183 – 196.
- [26] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system [C] // IEEE INFOCOM. 2000: 775 – 784.
- [27] XIAO J, WU K, YI Y, et al. FIFS: Fine-grained indoor fingerprinting system [C] // IEEE ICCCN. 2012: 1 – 7.
- [28] FANG S, LIN T, LEE K. A novel algorithm for multipath fingerprinting in indoor WLAN environments [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7 (9) : 3579 – 3588.
- [29] YOUSSEF M, AGRAWALA A. The Horus WLAN location determination system [C] // ACM MobiSys. 2005: 205 – 218.
- [30] SEN S, CHOUDHURY R R, NELAKUDITI S. SpinLoc: Spin once to know your location [C] // ACM HotMobile. 2012: 12.
- [31] ZHANG Z, ZHOU X, ZHANG W, et al. I am the antenna: Accurate outdoor AP location using smartphones [C] // ACM MobiCom. 2011: 109 – 120.
- [32] CHAPRE Y, IGNJATOVIC A, SENEVIRATNE A, et al. CSI-MIMO: Indoor Wi-Fi fingerprinting system [C] // IEEE LCN. 2014: 202 – 209.
- [33] ENGE P, MISRA P. Special issue on global positioning system [C] // IEEE. 1999: 3 – 15.
- [34] YOUSSEF M, YOSEF M A, EL-DERINI M A. GAC: Energy-efficient hybrid GPS-accelerometer-compass GSM localization [C] // IEEE GLOBECOM. 2010: 1 – 5.
- [35] WANT R, HOPPER A, FALCAO V, et al. The active badge location system [J]. ACM Transactions on Information Systems, 1992, 10(1) : 91 – 102.
- [36] YANG Y, FATHY A E. See-through-wall imaging using ultra wideband short-pulse radar system [C] // IEEE AP-SURSI. 2005: 334 – 337.
- [37] LIN A, LING H. Doppler and direction-of-arrival (DDOA) radar for multiple-mover sensing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4) : 1496 – 1509.
- [38] HAIMOVICH A M, BLUM R S, CIMINI L J. MIMO radar with widely separated antennas [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(1) : 116 – 129.
- [39] MOESLUND T B, HILTON A, KRGER V. A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 104(2) : 90 – 126.
- [40] SEIFELDIN M, YOUSSEF M. A deterministic large-scale device-free passive localization system for wireless environments [C] // ACM PETRA. 2010: 51.
- [41] SEIFELDIN M, SAEED A, KOSBA A E, et al. Nuzzer: A large-scale device-free passive localization system for wireless environments [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(7) : 1321 – 1334.
- [42] XIAO J, WU K, YI Y, et al. Pilot: Passive device-free indoor localization using channel state information [C] // IEEE ICDCS. 2013: 236 – 245.
- [43] ABDEL-NASSER H, SAMIR R, SABEK I, et al. MonoPHY: Mono-stream-based device-free WLAN localization via physical layer information [C] // IEEE WCNC. 2013: 4546 – 4551.
- [44] SABEK I, YOUSSEF M. MonoStream: A minimal-hardware high accuracy device-free WLAN localization system [EB/OL]. [2013-08-04]. <http://arxiv.org/abs/1308.0768>.
- [45] GIUSTINIANO D, MANGOLD S. CAESAR: Carrier sense-based ranging in off-the-shelf 802.11 wireless LAN [C] // ACM CoNEXT. 2011: 10.
- [46] XIONG J, JAMIESON K. ArrayTrack: A fine-grained indoor location system [C] // USENIX NSDI. 2013: 71 – 84.
- [47] JOSHI K, HONG S, KATTI S. PinPoint: Localizing interfering radios [C] // USENIX NSDI. 2013: 241 – 254.
- [48] TEPEDELENLIOGLU C, ABDI A, GIANNAKIS G. The Ricean K factor: Estimation and performance analysis [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2003, 2(4) : 799 – 810.
- [49] ZHAO Y, LIU Y, HE T, et al. FREDI: Robust RSS-based ranging with multipath effect and radio interference [C] // IEEE INFOCOM. 2013: 505 – 509.
- [50] RAPPAPORT T. Wireless communications: Principles and practice [M]. 2nd ed. London: Prentice Hall PTR, 2002.
- [51] ZHOU Z, YANG Z, WU C, et al. LiFi: Line-Of-Sight identification with WiFi [C] // IEEE INFOCOM. 2014: 2688 – 2696.
- [52] WU C, YANG Z, ZHOU Z, et al. PhaseU: Real-time LOS identification with WiFi [C] // IEEE INFOCOM. 2015: 2038 – 2046.
- [53] LEI J, REN X, FOX D. Fine-grained kitchen activity recognition using RGB-D [C] // ACM UbiComp. 2012: 208 – 211.
- [54] ADIB F, KABELAC Z, KATABI D, et al. 3D tracking via body radio reflections [C] // USENIX NSDI. 2014: 317 – 329.
- [55] ADIB F, KATABI D. See through walls with WiFi [C] // ACM SIGCOMM. 2013: 75 – 86.
- [56] PU Q, GUPTA S, GOLLAKOTA S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals [C] // ACM MobiCom. 2013: 27 – 38.
- [57] WANG Y, LIU J, CHEN Y, et al. E-eyes: Device-free location-oriented activity identification using fine-grained WiFi signatures [C] // ACM MobiCom. 2014: 617 – 628.
- [58] HAN C, WU K, WANG Y, et al. WiFall: Device-free fall detection by wireless networks [C] // IEEE INFOCOM. 2014: 271 – 279.
- [59] XI W, ZHAO J, LI X, et al. Electronic frog eye: Counting crowd using WiFi [C] // IEEE INFOCOM. 2014: 361 – 369.

- 服务行为信任模型[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(2): 25-28.
- GUI Jinsong, CHEN Zhigang, DENG Xiaoheng, et al. Behavior trust model for grid services based on D-S evidence theory [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(2): 25-28. (in Chinese)
- [6] SUN B, SHAN X M, WU K, et al. Anomaly detection based secure in-network aggregation for wireless sensor networks [J]. IEEE Systems Journal, 2013, 7(1): 13-25.
- [7] LEE T Q, PARK Y, PARK Y T. An empirical study on effectiveness of temporal information as implicit ratings [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 1315-1321.
- [8] 刘利钊, 魏鹏, 王颖, 等. 对基于可信计算的网格行为信任模型的量化评估方法研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2010, 35(5): 587-590.
- LIU Lizhao, WEI Peng, WANG Ying, et al. Quantitative assignment of the grid behavior trust model based on trusted computing [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2010, 35(5): 587-590. (in Chinese)
- [9] 林闯, 田立勤, 王元卓. 可信网络中用户行为可信的研究[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(12): 2033-2043.
- LIN Chuang, TIAN Liqin, WANG Yuanzhuo. Research on user behavior trust intrustworthy network [J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(12): 2033-2043. (in Chinese)
- [10] TSO-SUTTER K H L, MARINHO L B, SCHMIDT-THIEME L S. Tag-aware recommender systems by fusion of collaborative filtering algorithms [C] // Proceedings of ACM Symposium on Applied Computing. 2008: 1995-1999.

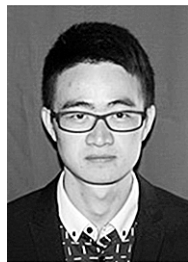
#### 作者简介:



韩艳(1981-), 女, 河北石家庄人。内蒙古科技大学工程训练中心讲师。主要研究领域为云计算安全。

(上接第 103 页)

#### 作者简介:



朱海(1992-), 男, 江苏泰州人。南京邮电大学计算机学院博士研究生。主要研究方向为无线传感网与无源感知网络。