

## 智能物联网低功耗感知综述

李向阳<sup>1</sup> 尚 飞<sup>1</sup> 闫宇博<sup>1</sup> 王山岳<sup>1</sup> 韩飞宇<sup>1</sup> 迟国轩<sup>2</sup> 杨 铮<sup>2</sup> 陈晓江<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(中国科学技术大学计算机科学与技术学院 合肥 230000)

<sup>2</sup>(清华大学软件学院 北京 100084)

<sup>3</sup>(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)

(xiangyangli@ustc.edu.cn)

## Survey on Low Power Sensing of AIoT

Li Xiangyang<sup>1</sup>, Shang Fei<sup>1</sup>, Yan Yubo<sup>1</sup>, Wang Shanyue<sup>1</sup>, Han Feiyu<sup>1</sup>, Chi Guoxuan<sup>2</sup>, Yang Zheng<sup>2</sup>, and Chen Xiaojiang<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230000)

<sup>2</sup>(School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084)

<sup>3</sup>(School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127)

**Abstract** With the deepening integration of human-machine-object fusion, an increasing number of lightweight and large-scale sensing demands are emerging. To meet the deployment needs of multiple scenarios and large scales, low-cost and low-power sensing solutions are becoming increasingly favored. However, there are still some common and specific challenges in the field of low-power sensing that hinder their further development and practical application. Although many excellent reviews have been conducted on a specific sensing modality or application, there is still a lack of work that sorts out the entire field of low-power sensing. In this paper, we summarize recent low-power sensing, introduce three types of sensing modalities including inertial measurement unit (IMU), microphone, and radio frequency signals, summarize their related challenges, and introduce relevant solutions from hardware and software levels. Finally, we introduce the applications of sensing schemes in different scenarios from four aspects: surface sensing, property sensing, physiological sensing, and anti-sensing, along the direction from surface to inside, from object to human body, and from sensing to safety, and summarize several prospects for exploration.

**Key words** low power consumption; sensing; artificial intelligence of things (AIoT); Internet of things (IoT); digital analog drive; mobile computing

**摘 要** 随着人-机-物三元融合的程度逐渐加深,越来越多的轻量级、大规模的感知需求不断涌现。为了适应多场景、大规模的部署需求,低成本、低功耗的感知方案愈受青睐。然而,在低功耗感知领域仍有一些共性和特性挑战阻碍了其进一步发展和实际应用。尽管先前有许多优秀的综述就某一具体感知模态或感知应用进行了整理,目前仍缺少对整个低功耗感知领域进行梳理的工作。对近年来的低功耗感知进行了总结,介绍了包括惯性运动单元(IMU)、麦克风、射频信号在内的3种感知模态,总结了它们的相关挑战,

收稿日期: 2024-05-31; 修回日期: 2024-08-07

**基金项目:** 浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划项目(2023C01029); 国家自然科学基金重点项目(962072424, U20A20181); 中国科学院前沿科学重点研究计划(ZDBS-LY-JSC001); 安徽省自然科学基金项目(2308085MF221); 合肥市自然科学基金项目(2022016); 中央高校基本科研业务费专项资金(WK3500000008)

The research was supported by the “Pioneer” and “Leading Goose” Research and Development Program of Zhejiang (2023C01029), the Key Program of the National Natural Science Foundation of China (962072424, U20A20181), the Key Research Program of Frontier Sciences, CAS (ZDBS-LY-JSC001), the Natural Science Foundation of Anhui Province (2308085MF221), Hefei Municipal Natural Science Foundation (2022016), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (WK3500000008).

通信作者: 闫宇博(yuboyan@ustc.edu.cn)

从硬件和软件层面介绍了相关的解决思路. 最后, 从表面感知、性质感知、生理感知、隐私感知保护等 4 个方面沿从表面及内里、从物体到人体、从感知到安全的方向介绍了感知方案在不同场景中的应用, 并总结了展望以供探索.

**关键词** 低功耗; 感知; 智能物联网; 物联网; 数模驱动; 移动计算

**中图法分类号** TP391

人类正在进入一个人-机-物三元融合的万物智能互联时代,《“十三五”国家科技创新计划》《新一代人工智能发展规划》等指出要“加强智能感知物联网核心技术”. 随着人-机-物三元融合程度逐步加深,越来越多的轻量级、大规模的感知需求相继涌现. 一方面,在轻量级场景中(例如健康检测),用户需要低成本、易部署、可持续的检测手段;另一方面,随着智能制造、智慧农业等技术的推动和演进,在工业制造、农业生产等领域涌现出大量大规模的感知需求. 受限于设备成本和功耗,传统的感知设备往往难以部署于智能物联网(artificial intelligence of things, AIoT)的感知场景中.

近年来,许多研究者尝试使用低功耗、低成本、易部署的非专业传感器,例如惯性运动单元(IMU)<sup>[1-5]</sup>、麦克风<sup>[6-11]</sup>、射频收发器<sup>[12-16]</sup>等,完成感知任务. 不同于传统感知仪器动辄数万元的成本和数百瓦的功耗,这些传感器的成本往往只有数百元甚至数元<sup>[17-19]</sup>、功耗往往只有数瓦甚至数毫瓦,这使得它们具备了大规模部署、长时间使用的可能. 因此在 AIoT 蓬勃发展的大背景下,低功耗感知备受青睐. 在过去 10 年,大量的低功耗感知应用相继涌现<sup>[20-23]</sup>. 从基本的位置感知到更深层次的材质识别,从大动作的步态检测到微动作的呼吸检测,从简单的目标识别到高精度的射频成像,大量优秀的感知系统被相继提出,它们的出现证明了低功耗感知作为新型感知手段的巨大潜力.

尽管低功耗感知表现出了喜人的前景,但是仍有一些共性的挑战阻碍了它的落地和发展,具体表现为:跨域信号弱相关、通信感知弱兼容、感知设备弱资源. 不同于传统感知方式中感知任务使用专用传感器获取指定信息,低功耗感知往往需要从通用设备中获取信息以用于特定的感知任务,如何建立信号域与任务域之间的联系是低功耗感知任务的核心;目前诸多低功耗感知设备(例如 Wi-Fi 路由器、麦克风等)的主要任务是通信,如何在干扰原有通信功能的情况下完成高精度的感知任务仍是一个开放性问题;受限于成本和功耗,低功耗设备的信息采

集精度往往较低、数据处理能力往往较弱,而感知环境往往复杂、感知任务往往多变,如何利用低质信号和弱处理器实现环境鲁棒、任务多样的感知是无线感知能否落地部署的前提.

为了总结领域挑战、探索解决思路,许多优秀的综述被提出. 例如, Ma 等人<sup>[21]</sup>全面调研了对基于信道状态信息(CSI)的 Wi-Fi 传感的信号处理技术、算法、应用和性能结果; Incel 等人<sup>[24]</sup>主要从传感器数据分析的角度对移动设备和可穿戴设备的设备上动态链接库的最新研究进行了综述; Uchiyama 等人<sup>[25]</sup>全面回顾无线感知上下文识别的研究,主要集中在 Wi-Fi 的 CSI、射频识别(RFID)和后向散射. 通过对最新技术的回顾,讨论无线传感的设计选择及其利弊. 但是这些工作往往聚焦于一种或数种感知模式、一种或数种感知应用,缺乏对整个低功耗感知领域全面的介绍和对比.

因此,在本文中,我们对近年来的低功耗工作进行了梳理和总结,归纳了其中的挑战,整理了基本的解决思路,介绍了其在不同场景中的应用. 具体而言,依据信号频率从低到高,我们将感知模式划分为基于 IMU 的感知、基于声音信号的感知、基于射频信号的感知. 对于不同的感知模式,我们总结了其面临的共性挑战并从硬件和软件层面介绍了常见的解决思路. 最后,我们介绍不同的感知模式在表象感知(位置和轨迹<sup>[26-29]</sup>、振动<sup>[30-32]</sup>、温湿度<sup>[33-41]</sup>等)、性质感知(材质识别和设备指纹<sup>[14-15,19,42]</sup>)、生理感知<sup>[43-47]</sup>、成像<sup>[14,48-53]</sup>、隐私感知保护<sup>[54-57]</sup>等领域中的应用情况以及未来的展望.

## 1 相关工作

### 1.1 感知模式方面

Liu 等人<sup>[20]</sup>对感知与通信结合的研究进展进行全面综述. 他们首先提出了一种系统的分类方法,对传统的无线电传感(如雷达传感和无线定位)和通感一体化系统(ISAC)进行分类,使它们可以自然地合并到一个统一的框架中;然后总结了分别用于感

知、通信和 ISAC 的主要性能度量边界;最后介绍了传统传感系统和 ISAC 系统的研究现状. Fang 等人<sup>[22]</sup>讨论的多模式感知融合为这一领域提供了一种新的策略,综述了最新的多模式感知技术,概述了新的挑战 and 方向: 1) 稳健传感技术的探索; 2) 多模式传感融合; 3) 在线信号处理和学习算法; 4) 生物反馈. Yang 等人<sup>[23]</sup>对基于可穿戴传感系统的步态识别研究进行了全面综述,聚焦于基于生物力学理论的可穿戴传感器,给出了一个通用的步态识别系统.

## 1.2 感知技术方面

Ma 等人<sup>[21]</sup>全面调研了对基于 CSI 的 Wi-Fi 传感的信号处理技术、算法、应用和性能结果. 不同的 Wi-Fi 传感算法和信号处理技术各有优缺点,适用于不同的 Wi-Fi 传感应用. 该调研根据输出是二进制/多类分类还是数值,将基于 CSI 的 Wi-Fi 传感应用分为 3 类: 检测、识别和估计. 随着新 Wi-Fi 技术的开发和部署,将有更多的 Wi-Fi 感知机会,其中目标可能超出从人类到环境、动物和物体. 该调研强调了 Wi-Fi 传感面临的 3 个挑战: 健壮性和通用性、隐私和安全性,以及 Wi-Fi 传感和联网的共存. 最后,调查提出了未来 Wi-Fi 感知的 3 个趋势,即整合跨层网络信息、多设备协作和不同传感器的融合,以增强现有的 Wi-Fi 感知能力,并实现新的 Wi-Fi 感知机会. Incel 等人<sup>[24]</sup>主要从传感器数据分析的角度对移动设备和可穿戴设备的设备上动态链接库的最新研究进行了综述. 他们讨论了满足设备资源限制的下行链路算法的一般优化技术,然后详细介绍了模型更新和个性化技术,并从应用领域、传感器、设备类型、使用的 DL 算法、实现模式、针对目标设备的优化 DL 算法的方法、培训方法、实现工具包/平台、性能度量和资源消耗分析等多个方面对这些研究进行了综述. Benazzouza 等人<sup>[58]</sup>深入研究了压缩感知和频谱感知技术对宽带认知无线网络稳健组合和有效解决方案的最佳要求,提供了压缩频谱感知的创新应用示例,包括物联网、智慧城市和第五代移动网络,总结了压缩频谱感知技术面临的挑战和研究方向. Uchiyama 等人<sup>[25]</sup>全面回顾无线感知上下文识别的研究,主要集中在 Wi-Fi 的 CSI、RFID 和后向散射. 通过对最新技术的回顾,讨论无线传感的设计选择及其利弊.

可以看出,之前对于感知文章的综述主要是在具体技术层面,如 Wi-Fi 感知、可见光通信感知、频谱感知、可穿戴设备的感知以及感知和通信的融合,但是随着技术的发展,在工业制造、农业生产等领域涌现出大量大规模的感知需求,受限于设备成本和

功耗的影响,需要更多低成本、低功耗的感知技术来支持行业的大规模需求,降低维护和电力成本. 因此,本文针对当前的低功耗感知的发展态势,对现有的低功耗感知的文章进行了调研,包括基于低功耗设备、低功耗模型的感知技术,而不仅限于某一种技术手段和设备,从而对整个低功耗感知领域进行全面的介绍和对比.

## 2 感知模态

### 2.1 基于 IMU 信号的感知

随着嵌入技术的发展,惯性传感器已经成为可穿戴设备和移动设备中最常见的传感器之一. 惯性传感器主要是基于惯性定律在三维空间中检测、追踪物体的运动,因此在运动场景中具有极其广泛的应用. 近年来,基于 IMU 信号的行为感知,从人体大动作到小动作、微动作的精准感知工作层出不穷. 相比于其他传感器感知,惯性传感器具有体积小、能耗低、运动敏感性等优点,因此极其适用于场景中的持续性行为感知.

其中,最常用的惯性传感器主要有 2 类: 三轴加速度计和三轴陀螺仪. 三轴加速度计是一种沿着 3 个传感轴捕获其身体加速度的设备. 如图 1 所示,每个轴通常由一个传感单元处理,该传感单元主要是由 3 部分组成: 质量块、弹簧、阻尼器. 当加速度计连同外界物体一起加速运动时,质量块就受到惯性力的作用向相反的方向运动,并导致电极之间的电容发生变化. 这种变化会产生一个模拟信号,然后将其映射到加速度测量值. 三轴陀螺仪的原理和三轴加速度计的原理类似,通常利用科里奥利力来测量绕 3 个轴的角速率. 如图 2 所示,每个轴的传感单元与加速度计的结构相似,只是质量块不断振动并允许沿 2 个轴移动. 当陀螺仪经历外部角速率时,由于科里奥利效应,质量块倾向于在同一平面内继续振动,并施加垂直于质量块的旋转轴和移动方向的科里奥利

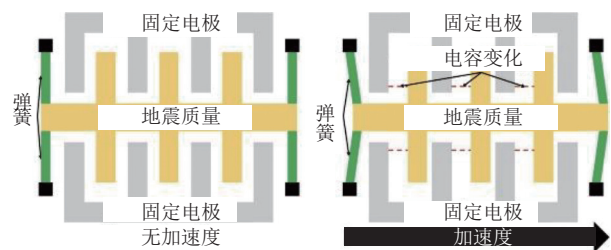
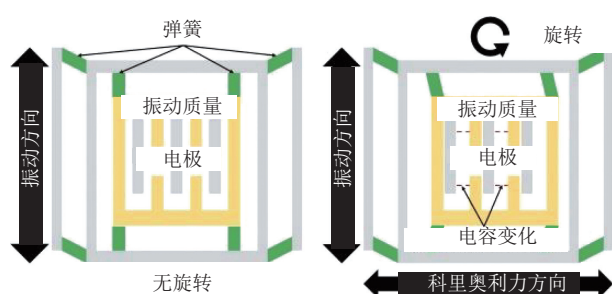


Fig. 1 Triaxial accelerometer structures<sup>[1]</sup>

图 1 三轴加速度计结构<sup>[1]</sup>



Fig. 2 Three-axis gyroscope structures<sup>[1]</sup>图2 三轴陀螺仪结构<sup>[1]</sup>

力. 该力产生质量块的位移并改变电极之间的电容. 通过测量电容的变化, 可以获得装置的角速率.

当前, 大多数移动设备和可穿戴设备处于对于能耗的考量, 操作系统常常将惯性传感器的采样率限制在 10~50 Hz 左右, 低采样率的惯性传感器对于大动作(走路、跑步等)仍然可以具有较高的感知精度. Ba 等人<sup>[1]</sup>发现一些新型的智能设备上的惯性传感器已经可以支持高达 500 Hz 的采样率. 因此, 催生出了更多的基于惯性传感器的精细感知应用, 像语音识别<sup>[1-3]</sup>、说话人识别<sup>[4-5]</sup>等.

## 2.2 基于声学信号的感知

除了 2.1 节所描述的惯性传感器, 麦克风以及扬声器等声学传感器也已经被广泛集成到了智能设备中. 麦克风、扬声器等声学相关的传感器由于成本低、体积小等优点, 被广泛装配在物联网设备上, 这催生了众多基于声学信号的行为感知应用, 比如手势识别、行为追踪、人员定位等. 与视觉信号、射频信号相比, 声学信号具有 4 个优点: 1) 与视觉信号相比, 不受光线影响, 不会引发对隐私泄露的担忧; 2) 与射频信号相比, 声波在普通介质中的传播速度较慢, 对行为变化的感知分辨率高, 因此不需要超大带宽便可以实现与射频信号相媲美的精度; 3) 易部署, 仅需要低成本的声学传感器便可以实现部署; 4) 感知信道丰富, 声波可以在气体、固体等多种媒介中传播, 为行为理解提供丰富的感知媒介. 常见的声学信号主要包含人耳可听的声音信号 (20~20 000 Hz) 和人耳不可听的超声波信号 (30 000~480 000 Hz). 声学信号可以通过空气、液体和固体介质传播, 介质之间的差异会导致声学信号在传播时也出现差异. 比如, 声波在空气中的传播速度为 340 m/s(室温环境下), 而在固体中的传播速度可在 2000 m/s 以上. 声音在空气中传播时, 会向周围环境呈球状辐射能量, 在传播过程中, 会经历路径损耗、多普勒效应、反射、折射和衍射等. 声音在结构体传播时, 主要有两大传播特

性, 即声散射和共振<sup>[59]</sup>.

根据感知机制, 声学感知又分为主动感知机制和被动感知机制. 在主动声学感知机制里, 常常将麦克风和扬声器视为一对收发器, 扬声器主动发送超声波信号, 信号经过介质(空气、液体、固体)传播, 而被麦克风所接收. 在接收端处根据接收信号与发送信号的差别, 解析出信道的变化, 根据信道的变化来判断环境的变化. 被动声学感知主要是由外部本体变化产生的声音, 经过介质传播而被麦克风所接收, 根据外部声音产生的特点, 对外部本体进行相应的感知.

## 2.3 基于射频信号的感知

射频(RF)信号是交流电流或电压或磁性的振荡频率, 电气或电磁场或机械系统的频率范围为 20~300 kHz. 射频信号被广泛应用于通信(例如无线电<sup>[60-64]</sup>、Wi-Fi<sup>[65-66]</sup>等)和医疗(例如射频微创手术)等领域. 近年来, 随着通感一体化的概念被提出和推进, 越来越多的研究人员尝试探索如何将射频信号应用于感知领域, 包括本体感知(位置、温湿度等)、性质感知(材质识别、设备指纹识别等)、生理感知(呼吸检测、睡眠检测等)、射频成像等.

利用射频信号进行感知的可行性来源于一个基本观察: 射频信号的传播情况随目标的状态而改变. 具体而言, 我们用幅值和相位来描述射频信号. 在信号从发射端到达接收端的过程中, 如果被其中存在的目标所影响, 则接收信号的幅值或相位会有所不同. 例如, 如果信号在传播过程中经过了液体, 会引起幅值的明显衰减<sup>[14-15]</sup>; 如果用户在其感知区域内, 由于呼吸和吸气时对信号的反射有所差异, 会使得接收信号的幅值或相位呈现出与呼吸同频的周期性波动<sup>[67]</sup>. 在进行感知时, 我们首先利用信号处理的手段尽可能准确地从接收信号中提取出感知目标对其幅值、相位的影响; 然后利用数据驱动或者模型驱动的方式构建特征以建立信号与感知任务之间的联系; 最后将这种联系用于目标感知.

相较于传统的感知设备, 部分射频设备的成本往往较低. 例如被用于材质识别的光谱仪的价格高达数十万元, 而 RFID 标签只需要几毛钱. 此外, 相较于摄像头等方案具有在弱光和非视距环境中表现不佳的缺点, 射频信号具有无处不在的特性. 以上 2 点使得基于射频信号的感知系统易于部署和推广, 因此尤其契合智能家居等轻量级的感知场景和智慧仓储等具有大规模感知需求的工业场景.

### 3 感知挑战

#### 3.1 IMU 感知中存在的挑战

1) 低采样率导致感知精度受限. 根据奈奎斯特采样定律, 惯性传感器只能对一些变化频率较低的动作进行感知, 对于复杂事物(说话行为、电机转动)的感知, 则会出现欠采样现象, 因此无法做到对于复杂行为的精细感知. 2) 设备物理层缺陷以及外部环境导致感知和响应外部环境的能力下降. 由传感器内部构造缺陷和通道引起的频率不可避免地产生部受噪音导致惯性信号受到影响甚至失真. 此外, 环境也会影响其传感精度, 比如工业环境这类最具挑战性和严格要求的环境, 传感器信号还会收到极端温度、湿度和振动的影响, 导致设备的稳健型和可靠性下降.

#### 3.2 声学感知中存在的挑战

尽管, 声学感知凭借着诸多优点而被广泛研究, 但仍然面临着诸多问题. 1) 准确的信号/信道测量是精准声学感知的基础. 声学信号在传播过程中极易受到各种噪声的干扰, 比如声音信号极易受到外部环境噪声的干扰, 超声波信号虽然对外部环境噪声鲁棒, 但其极易受到环境中反射路径的影响, 并且 Li 等人<sup>[68]</sup>发现了超声波会在感知过程中出现频谱泄露, 严重影响感知精度. 2) 有限的感知范围. 声波在空气中的衰减极其严重, 有效的感知距离低于 1 m, 因此声学感知在一些长距离的场景下十分受限. 3) 高能耗限制了其在持续性感知场景中的应用. 商用智能设备上的麦克风和扬声器都具有较高的采样率(16 000~48 000 Hz), 对于主动声学感知, 麦克风和扬声器需要同时工作, 所带来的能耗很高, 而对于一些需要持续性感知的场景, 设备无法支持感知系统长时间稳定的运行.

#### 3.3 射频感知中存在的挑战

不同于传统感知方案多采用专用仪器进行信息传感, 射频感知通常采用成本低廉的通用设备(例如路由器等)进行跨域感知. 这种方式尽管提高了感知手段的环境适用性和可扩展性, 但是带来了新的挑战, 包括跨域信号弱相关、通信感知弱兼容、感知设备弱资源. 具体而言: 1) 低功耗传感器获取的感知数据往往与感知任务无直接关联. 例如在使用 Wi-Fi 信号进行呼吸感知的任务中, Wi-Fi 路由器所提供的是射频信号, 而并非用户胸腔的运动数据. 如何准确地

构建传感数据与感知任务之间的关联是实现感知任务的关键. 2) 当前无线设备的软硬件是专为通信任务而设计, 而感知任务往往要求更细粒度的信息采集. 例如, 利用无线信号测量液体的介电常数需要收发端进行皮秒级的时钟同步精度<sup>[17]</sup>, 这在当前的通信设备上难以实现的. 如何在通信设备上完成高质量的感知任务、平衡通信和感知的负载与设计仍是一个值得探索的开放性问题. 3) 相较于专业感知设备, 无线感知设备往往资源较弱, 难以完成高精度的信息采集和数据处理, 这为在环境多变的感知场景中进行高精度的感知提出了更高的要求.

目前而言, 这些挑战仍是低功耗射频感知领域所面临的关键问题, 许多研究者提出了许多杰出的系统和工作以尝试解决. 为了增强射频信号与感知任务之间的联系, 许多优秀的工作尝试从模型和数据 2 方面构建感知机理. 在模型驱动方面, TagScan<sup>[14]</sup>、LiqRay<sup>[15]</sup> 等系统尝试构建材质与射频信号之间的联系, 用以求解特征, 进而识别材质; 为了对动态目标进行感知, Zeng 等人<sup>[45]</sup>提出了菲涅尔区模型建立呼吸动作与射频信号的联系, 完成了高精度生理监测. 在数据驱动方面, Yang 等人<sup>[69]</sup>贡献了规模巨大的射频信号数据集, 用以训练深度学习网络以完成不同的感知任务. 为了更好地兼容通信和感知, 许多研究人员尝试为通信设备赋予感知能力或为感知设备赋予通信能力. 例如研究人员正计划将感知添加到新一代的 Wi-Fi 通信协议中. 此外, 研究者尝试通过在环境中添加反射标签来获取射频信息以用于感知, 这就避免了对原有的收发终端进行修改从而极大地提高了系统的部署能力. 为了增强感知弱信号的抗干扰能力, 许多数据处理的方式被相继提出: 一方面, 研究者尝试结合自动增益、线性回归等技术抑制传感器自身设计缺陷(例如频率漂移等)所带来的噪声; 另一方面, 研究者尝试用数模驱动的方式增强数据以提高感知精度; 此外研究者尝试利用统计信息提取特征来提高感知任务的鲁棒性.

### 4 感知方法

目前的感知处理技术主要可以分为三大类: 物理模型驱动的感知技术、数据驱动的感知技术和数模混合的感知技术. 下文将对这三类技术进行详细介绍.

#### 4.1 物理模型驱动的感知技术

物理模型驱动的感知技术首先通常从无线信号

中提取与信号传播空间相关的特征；随后根据几何学和运动学，分析被感知目标的状态。

对于这类感知技术，选择的信号特征对其传感精度、可靠性和可推广性都有至关重要的影响。如图3所示的是一些常见的信号特征。在信号感知领域，这些可提取的特征被分为静态特征和动态特征2类。

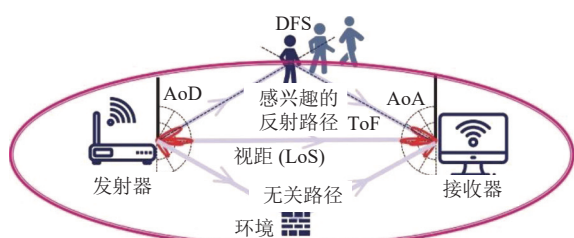


Fig. 3 Some common signal features<sup>[70]</sup>

图3 一些常见的信号特征<sup>[70]</sup>

1) 静态特征. 信号静态特征是指信号在时间上由其稳定性和不变性所体现出的特征. 它描述了信号在给定时间段内的统计特性. 静态特征可以用来表示信号的基本特性和整体趋势, 不涉及信号的时间变化. 常见的无线信号静态特征有信号到达角度 (angle of arrival, AoA)、信号出发角度 (angle of departure, AoD) 以及飞行时间 (time of flight, ToF) 等。

2) 动态特征. 与静态特征相对, 信号的动态特征反映了信号在时间上的变化情况, 体现了信号和时间的某种映射关系. 一些动态特征可通过对信号的频域分析和时域分析来获取. 常见的无线信号动态特征有多普勒频移 (Doppler frequency shift, DFS)、时间反演共振强度 (time-reversal resonating strength, TRRS)、散射模型 (scattering model) 等. DFS 是一个常见的动态特征, 如图4所示. 该特征利用了物理学中的多普勒效应, 能够描述在信号传播的过程中由收发器和反射物体的运动所引入的频移, 从而反映出真实的物理空间内物体的速度和位移. 例如, droneTrack<sup>[71]</sup> 通过测量 DFS 的量来估计目标与无人机的相对速度, 完成了为无人机进行导航的自动跟踪系统。

TRRS<sup>[72]</sup> 利用了声波和电磁波之中的时间反

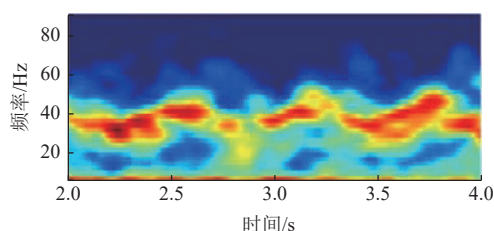


Fig. 4 Spectrogram of DFS

图4 DFS 谱图

演聚集效应, 如图5所示, 当把信号的时间反演与共振的对应物相结合时, 该特征便可描述空间和时间中发射信号的聚焦能量, 从而在感知和定位任务中发挥重要作用. 例如, Zheng 等人<sup>[73]</sup> 将 TRRS 特征用于室内定位, 解决了由于室内环境变化导致定位能力下降的问题, 取得了较好的效果. WiSpeed 散射模型<sup>[74]</sup> 由 Zhang 等人提出, 如图6所示, 该模型利用电磁波的统计理论, 建立了 CSI 的自相关函数与运动物体的速度之间的联系, 可以描述室内典型的丰富散射环境, 所获取的特征有助于高精度的速度估计。

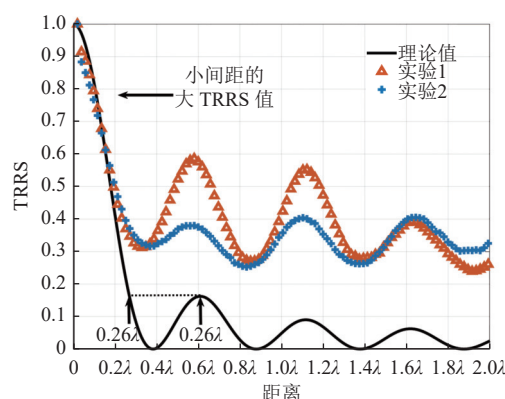


Fig. 5 TRRS spatial attenuation curve<sup>[72]</sup>

图5 TRRS 空间衰减曲线<sup>[72]</sup>

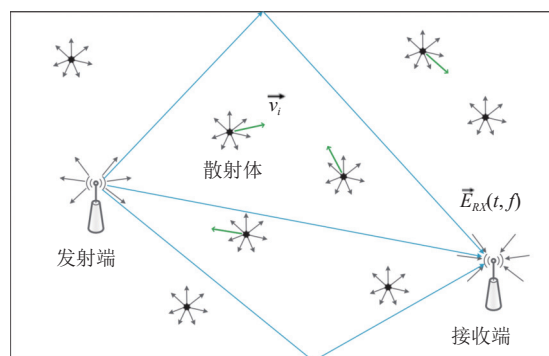


Fig. 6 Wave propagation between scatterers<sup>[74]</sup>

图6 散射体间的波传播<sup>[74]</sup>

上述静态特征、动态特征往往也会被联合地使用, 以获取互补效果, 如 Widar2.0<sup>[75]</sup> 使用了 ToF、AoA 以及 DFS 等多个特征, 在拥有较高计算效率的同时, 在室内定位、人员感知以及动作识别等任务上达到了较好的效果. Wi-Drone<sup>[76]</sup> 通过结合 AoA-ToF 的绝对位置测量与多天线 DFS 谱的相对运动测量, 实现了 Wi-Fi 设备在三维空间内的位姿追踪, 首次运用无线信号突破了追踪维度瓶颈。

基于上述特征, 相关的物理几何模型能够实现多种感知任务. 在给定的距离和方向估计提取特征



基础上,三角测量(triangulation)和三边测量(trilateration)算法利用了三角形的几何性质来估计信号的传输路径.具体地说,三角测量算法主要基于AoA信息定位,而三边测量则重点依赖ToF所提供的距离估计.这些方法的核心思想在于准确地找到每对收发信机之间传播曲线的交点.

考虑一个发射天线和接收天线为焦点的椭圆, WiTrack<sup>[77]</sup>便可利用这2个椭圆的交汇点来确定目标用户的位置.此技术还可以扩展至三维空间,通过3个椭球面的交汇点进行定位.为了增强三边测量的准确性和稳定性,Chronos<sup>[78]</sup>首先采用收发信机的物理布局所施加的几何约束来优化距离估计.接着,它将三边测量构建为一个优化问题.除此之外,许多方法还能够通过持续跟踪估计来获取目标的移动轨迹<sup>[79-82]</sup>.例如, Widar<sup>[28]</sup>捕捉了代表径向运动速度的路径长度变化率特征(PLCR)来进行持续定位. LANDMARK<sup>[80]</sup>研究了RFID阵列的序列频率模式,并对第一个用于活动监测的无标签RFID系统的二进制频率跟踪序列进行了估计.有一些研究借鉴了如SAR这样的成像雷达系统概念来监测区域内的功率分布<sup>[83-85]</sup>.这些系统能够发送短小的窄脉冲,并在脉冲与目标物碰撞后等待其反弹.作为接收器,SAR模型依赖于大型的天线阵列或与天线扫描相当的技术.此外,研究者还开发了一种优化的SAR无线感应模型.例如, Wison<sup>[84]</sup>整合了发射机上的波束形成技术来提取超出Wi-Fi成像功率分布的深度信息.为了精确地提供天线扫描所需的移动路径, Ubicarse<sup>[86]</sup>设计了一种手持设备,该设备可以通过扭曲其沿粗粒度路径来模拟大型天线阵列.另外,菲涅尔区模型(Fresnel zone model)也是1种用于定位和跟踪的几何模型<sup>[87-88]</sup>.这种模型描述了发射机和接收机之间的一系列扁椭球空间区域,这些区域内的波在空间上的增强和衰减是由于移动目标引起的反射路径的相位变化.此变化导致了相位的相干增强或抵消,该相位变化与路径长度变化 $d$ 和信号波长 $\lambda$ 直接相关,其值为 $2\pi d/\lambda$ . WiDir<sup>[88]</sup>注意到,当目标物体沿着无线传播路径移动时,从这些表面反射的无线电波可能会增强或减弱直接发送到接收机的信号的相位,这一切都取决于目标和2个收发机的相对位置.因此,该文研究测量了多个Wi-Fi子载波的相位变化,并据此推断目标的行走方向.

上述物理模型驱动的感知技术需要基于一个明确的信号传播模型假设:信号的传输过程可以被射线追踪模型与菲涅尔区模型表征,无线信号在传播

过程中经历理想的镜面反射.然而,该假设在实际环境中并不总是成立,这影响了该类方法的判定精度.此外,物理模型驱动的技术仅能够将包括人体在内的反射物作为一个整体,而无法区分细微的运动.因此,这类方法往往只能被用于设备定位、设备追踪,以及被动式人体追踪.当面对细粒度的任务,如步态识别、手势识别时,这类方法往往会失效.

## 4.2 数据驱动的感知技术

相较于传统的物理和几何模型,数据驱动的感知技术采用了一种全新的方法论.它不对感知目标与空间进行明确建模,也无需深入分析信号的物理或几何特性,而是直接利用机器学习和深度学习技术对数据的统计规律进行拟合和学习.同时,隐马尔可夫模型(HMM)、随机森林、决策树和朴素贝叶斯也得到了广泛应用.然而,受到传统机器学习算法表达能力的限制,其感知系统的精度有待提高.

随着深度学习的兴起,将原始输入信号直接映射到感知结果输出的端到端数据处理变得可行.在大量数据的驱动下,深度学习为高精度和细粒度的感知任务如人体骨骼节点追踪和用户活动识别提供了可能.例如, Jiang等人<sup>[89]</sup>采用了端到端的卷积神经网络与全连接网络,实现了对人员活动的分类.

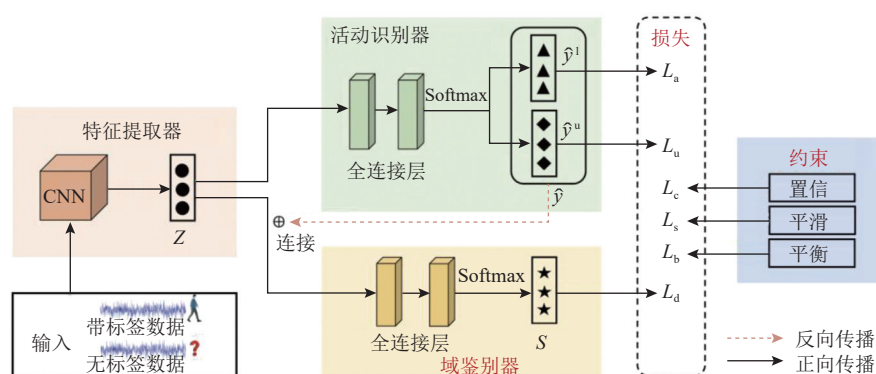
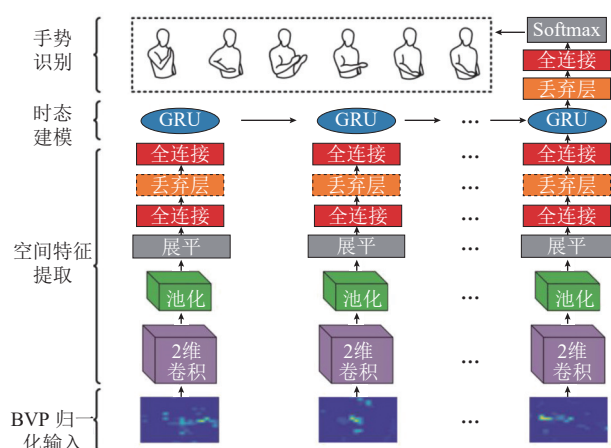
如图7所示,通过基于对抗学习的策略, EI模型成功地引入了鉴别器网络,消除了与背景环境相关的特征,进而提高了模型的泛化能力.另一个例子, UniTS<sup>[90]</sup>则探索了卷积神经网络中特征提取与DFS谱图的关联,并通过傅里叶权重的初始化方式,进一步优化了特征提取与分类任务的性能.

尽管数据驱动的感知技术具有很高的灵活性,可以应用于从粗粒度的定位到细粒度的手势识别等多种任务,但它也存在着缺陷.首先,这类技术往往缺乏物理可解释性,难以从原始信号中提取深入的信息.其次,为了实现高精度感知,通常需要依赖大规模的数据集和深度神经网络,这同时也增加了过拟合的风险和系统泛化性的挑战.

## 4.3 数模混合的感知技术

目前,大部分系统采用了数模混合的感知技术.这类技术通常首先提取原始信号中具有物理意义的特征,并随后将特征输入到深度神经网络进行处理.

为了克服DFS易受场景环境影响的特性, Widar3.0<sup>[91]</sup>构造了BVP,一种人体坐标系下的速度谱特征.如图8所示,通过进一步地将提取的BVP谱图输入到卷积神经网络与长短时间记忆网络中进行特征提取,实现环境无依赖的用户手势识别.实验表明, Widar3.0

Fig. 7 Structure of the EI model<sup>[89]</sup>图 7 EI 模型的结构<sup>[89]</sup>Fig. 8 Widar3.0 gesture recognition model<sup>[91]</sup>图 8 Widar3.0 手势识别模型<sup>[91]</sup>

在不同场景中无需经过额外训练,即可在相应任务上达到较高的识别准确率. STFNets<sup>[92]</sup> 则通过将不同分辨率的 DFS 谱图输入到神经网络中进行融合拼接,实现高精度的动态特征提取. 最新的 SLNet<sup>[69]</sup> 同样是一个面向无线信号设计的深度学习模型,其模型结构如图 9 所示. SLNet 同样需要提取具有物理意义的

DFS 谱图特征,不同的是该模型设计了新型频谱增强网络,解决了频谱泄露及分辨率不足的难题. 此外, SLNet 提出了极化卷积网络,运用复数域神经算子从复值频谱图中提取特征,提高了感知性能,使得提取到的高阶特征更能反映信号的原始物理信息.

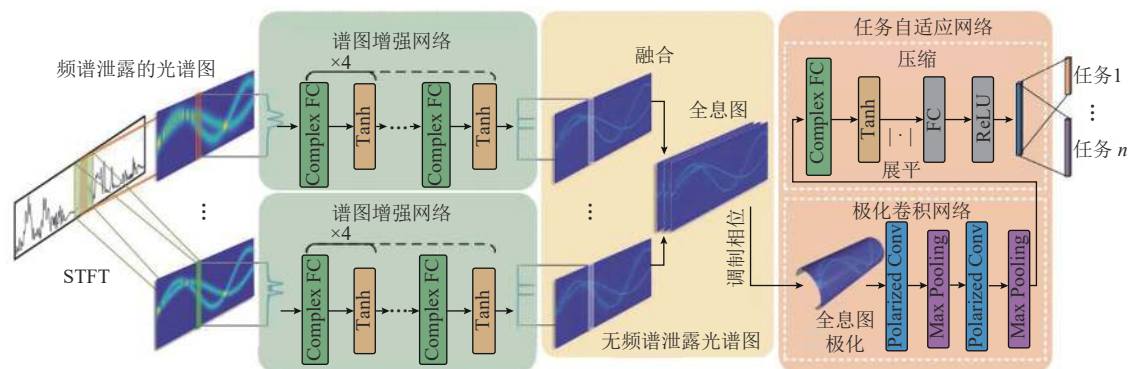
综上所述,数模混合的感知技术兼顾了具有明确物理意义的特征提取,以及高效细粒度的处理与分析,因此能够胜任绝大多数感知任务,成为了当前最为普遍和流行的一种感知处理方式.

## 5 感知应用

### 5.1 表象感知

#### 5.1.1 位置

一般的定位工作会在室内环境中有序地部署了一定数量的辅助定位节点. 服务器端计算出目标对象相对于这些辅助定位节点的角度和距离,然后结合多个辅助定位节点的数据以确定目标的位置. 大多数定位系统基于超声波、超宽带(UWB)、蓝牙、无线网络等技术. 每种技术都有其适应的特定场景,并

Fig. 9 SLNet model structure<sup>[69]</sup>图 9 SLNet 模型结构<sup>[69]</sup>



且在精确度、部署可行性、成本以及实施难度等方面表现各不相同. 在定位精度方面, 能达到半米内定位精度的技术通常基于超声波或 UWB. 这 2 种技术可以完全满足室内定位的需求. 然而, 它们的实施难度较大, 且需要依赖特定的硬件设备, 导致成本较高, 难以大规模应用. 而 RFID 和蓝牙技术虽然定位精度也可以满足需求, 但需要在环境中部署大量的接收节点, 需要投入大量的人力. 从硬件部署的角度来看, 基于 Wi-Fi 信号的定位技术是最值得研究和推广的. 目前, Wi-Fi 信号已经广泛普及, 且移动设备的数量也在逐年增加, 让用户可以在室内轻松搜索到附近的 Wi-Fi 信号. 和以上定位技术相比, 基于 Wi-Fi 信号的定位技术具有 2 个突出优势: 1) 成本低, Wi-Fi 信号已大规模普及, 有大量的基础设施来充当节点, 可以节省布置节点的人力物力; 2) 扩展性强, 用户可以凭借任何具备 Wi-Fi 模块的手机、平板以及个人 PC 接入到定位系统中, 享受定位系统所提供的位置服务.

### 5.1.2 轨迹

随着无线设备的广泛普及和无线网络基础设施的建立, 越来越多的无线设备部署在工作场所和家庭中, 最近的趋势是利用 RF 信号进行移动轨迹跟踪. 基于 Wi-Fi 的系统<sup>[26-27]</sup>使用 CSI/接收信号强度(RSSI)信息进行定位<sup>[27-29]</sup>、人体识别<sup>[93]</sup>、手势跟踪<sup>[26,94]</sup>、手势识别<sup>[30]</sup>等. 其中, Widar<sup>[28]</sup>量化了 CSI 动态变化与用户位置和速度之间的关系, 以实现 25 cm 的平均位置误差. 但是这些系统<sup>[26-28]</sup>仅适用于粗略的身体运动测量, 无法解决诸如手/手指运动之类的细粒度跟踪任务. WiKey<sup>[29]</sup>提出使用 CSI 动态特性来识别诸如按键之类的微人体活动. WiGest<sup>[95]</sup>方案使用 3 个无线链路来识别一组特殊的手势, 其中用户的手阻挡了信号并因此引入了显著的 RSSI 变化, 该系统的识别精度为 96%. 但是, 这些系统中的大多数仅识别预定义的手势集, 而没有考虑移动距离/方向的测量. 此外, 它们容易受到环境变化的影响, 不适合用于毫米级的跟踪应用, 因为将信道信息映射到位置通常需要现场测量以提取无线信号特征“指纹”, 并且准确性依赖于时间和环境. 同时, 现有的基于 Wi-Fi 的跟踪系统<sup>[28]</sup>, 通常专注于跟踪身体的大运动, 它们不适合执行诸如手写轨迹跟踪之类的细粒度任务. 尽管一些基于 Wi-Fi 的系统提出了用于设备/标签定位的有效技术<sup>[27,96]</sup>, 但它们仍存在准确性不足(分米级)和需要许多天线的问题. 例如, WiTAG<sup>[97]</sup>使用 4 个 AP (12 根天线)来实现标签定位, 中值误差为 92 cm. 尽管

ArrayTrack<sup>[98]</sup>可以以 26 cm 的中值误差实现设备定位, 但使用了 6 个 AP (48 根天线). 相反, MiliBack 不需要花费任何和训练相关的劳力工作, 设备简单、部署方便、即插即用. 此外, 该系统可以跟踪任意复杂的轨迹(包括图形/字母/公式/汉字), 而不是预定义的输入集. 基于 RFID 的系统使用基于相位的方法可以达到厘米级的跟踪精度<sup>[99-103]</sup>. 例如, RF-IDraw<sup>[101]</sup>使用干涉技术来测量多个 RFID 阅读器之间的相对相位, Tagoram<sup>[99]</sup>利用“虚拟天线”的思想和相位全息图将测量出的相位映射到标签的可能位置, 并通过相位的变化来计算移动轨迹. 然而, 这些跟踪系统仍然受到采样率的限制, 这使得其无法高精度地追踪高速运动的物体, 即使使用标签阵列, 误差仍然在厘米级别.

基于 60 GHz 毫米波<sup>[104]</sup>的无线技术设备成本十分昂贵, 因此难以推广. 其次, 当前的 60 GHz 无线电硬件仍然具有不可忽略的相位噪声, 这会影响相位变化值的精确测量. 此外, 由于高频的 60 GHz 信号在空气中会有更快速的信号衰减, 因此 60 GHz 系统要求手势在数十厘米的距离内执行, 在感知距离上具有局限性. 基于雷达的系统<sup>[45]</sup>主要集中在使用多普勒方法跟踪大型移动物体, 并使用采样率为 GHz 的宽频带无线电来提高精度. 这些系统需要专用硬件, 而该专用硬件不容易获得并且也很昂贵, 无法大规模推广普及.

### 5.1.3 振动

1) 雷达. 利用雷达技术来代替专用传感器进行感知是近年来学术界和工业界的一个趋势. Rowe 等人<sup>[105]</sup>提出一种廉价的非接触式电磁场(electro magnetic field, EMF)事件探测器, 可以检测基于磁场和电场波动的近距离设备状态变化. 每个探测器以无线方式将状态变化传输到电路板电能表, 然后可用于标记和消除从聚合信号中检测到的设备转换, 以及跟踪相关的能量消耗. Nandakumar 等人<sup>[32]</sup>设计了一个基于智能手机和便携式扬声器的系统 CovertBand. 通过将智能手机转变为主动声纳系统, CovertBand 可以发射声纳脉冲和音乐的组合, 并监测环境中人类反射的微小变化, 以同时跟踪多人并识别不同类型的运动. TARF<sup>[106]</sup>则利用了水下声信号以压力波的形式传播的事实, 并且这些波会引起水面的位移. 它利用机载雷达测量和解码这些表面位移进行传感.

2) Wi-Fi. Wi-Fi 信号已经被广泛应用于非接触式感知的不同场景中. 在人体运动感知方面, 已经涉及室内定位、活动监测、手部运动追踪以及体征信号

感知等多个不同领域真正关于设备振动感知的方面, ART<sup>[3]</sup>是一个具有开创性的工作. 它在理论模型和具体实验中深入研究了基于 Wi-Fi 设备的振动测量, 并提出了通过监测反射无线信号来解码远端扬声器声波振动的方法, 从而达到窃听的目的. ART 建立在一个建模框架上, 该框架提取了确定恢复音频质量的关键因素, 并结合了分集机制和噪声抑制算法, 可以提高窃听质量.

3) RFID. 近年来, 基于 RFID 信号的感知技术已经有很多新兴应用. 其中, 在振动感知领域, 主要有以下几个具有代表性的工作. Tagbeat<sup>[107]</sup>提出了一种利用商用 RFID 标签感知机械振动并估计其振动/旋转频率的方法. 通过将标签贴在机器上, 利用信号的相位变化来估计振动频率. Tagbeat 主要有 3 点贡献: ①展示了如何利用商用 RFID 标签来感知机械振动, 并通过一些短周期和噪声样本准确地发现其振动周期. ②设计了一种新的数字显微镜来放大微振动引起的微弱信号. ③引入压缩读取, 使用标签的随机和低频读数来检测高频振动. 然而, 机器设备本身的震动等噪声会严重影响其性能. 为了解决这一挑战, Tagtwin<sup>[108]</sup>设计了一种可以在嘈杂的环境中工作的振动/旋转感知系统. 通过在机器上附加 2 个标签, 并利用 2 个标签之间的相对相位差进行传感, 抵消了共享的振动噪声, 使其具有抗抖性. 此外, Zheng 等人<sup>[109]</sup>提出了一种低成本、实时的基于 RFID 信号的系统 RED, 来解决高速旋转机械中的关键问题, 即偏心检测. 与现有的基于 RFID 信号的方法不同, RED 主要利用了可以作为偏心检测的有效特征, 即标签读数的时间和相位分布. 此外, RED 还设计了一个基于马尔可夫链的模型, 它能够做出高度精确的判断, 而前提只是需要一些标签上的样本读数.

## 5.2 环境温度湿度

如今, 日常生活中使用的温度传感器种类繁多、功能各异. 这些传感器的核心属性是, 它们有一些随温度线性变化的参数, 温度的任何变化都会引起参数的变化. 一般来说, 有 4 种常见的专用传感器: 玻璃温度计、热电偶、电阻温度计和红外温度计. 玻璃温度计是最广泛用于温度测量的, 它有一个充满水银或其他流体的玻璃管. 由于温度升高使液体膨胀, 我们可以通过观察液体的体积来测量温度. 热电偶由 2 个不同的导体组成, 它们形成一个电结点, 温度将在这个结上产生一个与温度相关的电压, 可用于温度测量. 与热电偶类似, 电阻温度计也通过与温度相关的电子效应进行温度测量. 电阻温度计是由一

段由铂、铜或任何其他材料制成的细丝组成的, 这些材料具有准确的电阻-温度关系, 导线的电阻随着温度的变化而变化. 红外温度计根据被测物体发出的一部分热辐射估算温度, 通过检查红外能量和发射率, 可以确定物体的温度. 尽管这些传感器被广泛使用, 但它们受到因素 3 个因素限制. 1) 它们大多很昂贵, 使得项目级温度监控成本高昂. 2) 现有的传感器大多需要外部电源来激活内部电子元件, 从而导致传感器系统体积庞大, 安装或更换成本较高. 3) 它们不能直接执行无线温度测量, 需要额外的嵌入式组件 (例如射频发射器) 来进行数据传输<sup>[110]</sup>. 无源 RFID 标签已经被广泛应用于许多领域, 以实现良好的跟踪和管理, 由于其具有低成本、小尺寸和无需电池通信的显著特点, 已成为物品级温度传感的良好选择. 早期的研究通过将普通无源 RFID 标签与传统温度传感器相结合来研究传感器增强的标签用于温度测量, 其中传感器负责温度测量, 标签负责空中数据传输. 一种解决方案是用一种对周围环境温度敏感的特定材料取代传统的标签天线. 例如, Shafiq 等人<sup>[38]</sup>提出了一种可重复使用的无电池 RFID 温度传感器, 该传感器采用平面偶极子天线, 可随温度产生一定的频移.

## 5.3 性质感知

不同类型的介质具有独特的特性. 即使是相同类型的介质, 由于形状等细微差异, 其指纹也不尽相同<sup>[111]</sup>. 对目标的性质进行识别在安检、环境传感、人机交互等领域有着广泛的应用. 例如, 机器人可以借此判断抓到的目标是鸡蛋还是石头. 此外, 我们可以对工业生产中的设备构建指纹, 从而实现对设备的追踪和管理<sup>[111]</sup>. 传统的性质检测方法往往依赖昂贵的专用设备, 这限制了它在轻量级或大规模场景中的应用和部署<sup>[17]</sup>. 尽管基于计算机视觉的方案为轻量级部署提供了可能, 但是受限于硬件特性, 往往弱光或者非视距下的性能较差.

得益于射频信号无处不在、易于部署的特性, 基于射频信号的性质感知方法在近年来受到了广泛的关注. 相较于高达数十万美元的专业设备, 射频信号的收发终端成本低廉且体积较小, 这使得它们在居家等轻量级感知场景或仓储等大规模感知场景中更加易于部署. 例如, 我们可以利用商用 Wi-Fi 信号来检测购买的水果是否成熟<sup>[112]</sup>. 此外, 相较于可见光, 无线信号的频率较低, 这使得它们在弱光或者非视距的环境下有着更好的传播性能. 例如, 对于被放置于不透明容器中的液体, 许多基于射频信号的系统可



以 1% 的粒度识别溶液浓度<sup>[15,19,42]</sup>. 随着物联网技术的发展, 机器对性质的感知需求越来越多, 而射频信号的低成本、易部署、易集成的特性使得它成为了一种传统感知方法的有效补充.

最近, 反射信号, 例如毫米波雷达和 RFID, 被用来检测液体. Tagtag<sup>[13]</sup> 将 RFID 标签粘贴在待测物质(如牛奶盒)表面. 由于近场耦合的存在, 当容器中放入不同种类的液体时, RFID 标签的阻抗会发生不同的变化, 用于构建液体签名. 同样, RF-EATS<sup>[113]</sup> 通过识别不同材料对反向散射标签阻抗的影响来完成材料识别, 并设计迁移网络, 使系统适合不同的应用场景(例如识别假货、酒和假奶粉). FG-Liquid<sup>[19]</sup> 设计了一种利用毫米波雷达感知液体的新型神经网络, 可以细粒度地识别 30 种不同的液体. 这些方法都取得了良好的实验效果, 但受到反射信号工作机制的限制, 这些方法要求信号接收器和待测目标之间不能有其他物体, 这限制了它们的应用, 例如除了液体之外通常还包含笔记本、书籍或衣服的背包.

此外, 已经提出了许多基于传输信号的方法. 关键机会源于这样一个事实: 由于不同液体的复介电常数不同, 信号在液体中传播时的波速和衰减程度也不同. TagScan<sup>[14]</sup> 将待测液体放置在 RFID 天线和标签之间, 利用天线接收通过液体传输的反射信号, 并利用 RFID 信号的 RSSI 和相位构建物料特征, 完成 10 种液体物料的识别, 但需要将液体放置在特定的容器中. Vi-Liquid<sup>[114]</sup> 利用机械波建立了计算液体粘度的模型, 实现了对 30 种液体的识别. 但这些方法通常依赖于先验知识, 例如容器的材料和宽度. WiMi<sup>[115]</sup> 利用双天线的差分来消除集装箱宽度的影响. 然而, 当射频链路中同时存在液体和固体时, 它们都不适合液体识别, 仅识别二维范围内的液体, 而不考虑液体与天线的相对高度. mSense<sup>[116]</sup> 采用毫米波技术, 实现了移动场景下 5 种材质的高精度(90% 准确率)识别, 这意味着可以实现 3D 范围内的材质识别. 但受限于反射感知原理, 无法很好适应射频收发器与待测目标之间有其他物体.

#### 5.4 动作感知

现如今, 随着移动和可穿戴技术的发展, 各种智能物联网设备已经在许多领域得到应用, 包括体育、在线支付、社交通讯、医疗保健等, 这使得越来越多的传感器被嵌入到移动/可穿戴设备. 传感器的丰富赋予智能设备更强的对外感知能力, 作为人机物三元融合的关键且重要一环, 基于可穿戴设备的行为感知与分析成为当下的研究热点, 这里面包含对个

体行为、个体与外界交互行为、个体与个体间交互行为的描述、识别与理解. 接下来我们分别介绍利用智能设备来感知人体动作方面的典型研究和应用.

基于运动传感器捕捉行为引起的起伏速度角度变化, 运动传感器被广泛用于较明显的表象动作感知, 这些动作引起的加速度/角速度变化可以很准确地被运动传感器所捕捉. 先前诸多工作已经成功验证了运动传感器在摔倒检测、手势识别、手势认证等场景中的应用. Yu 等人<sup>[43]</sup> 利用不同人手势动作的差异, 基于可穿戴手表上的运动传感器实现了用户身份识别. 其中, Hou 等人<sup>[44]</sup> 利用运动传感器来捕捉手势动作, 并通过深度学习模型实现了手势动作的语义理解, 将手势动作转换为手语. 近年来, 研究者们发现, 利用运动传感器还可以捕捉空气中的声音振动, 相比于麦克风, 运动传感器具有较低的能耗, 因此可以在语音唤醒等场景中替换麦克风传感器. 此外, 一些工作<sup>[1,5]</sup> 还利用移动/可穿戴设备上的运动传感器捕捉声音振动信号, 以此达到窃取用户隐私的目的. Han 等人<sup>[4]</sup> 利用运动传感器的方向性来捕捉声场的方向性信息, 如图 10 所示, 以用于抵抗语音重放攻击, 实现安全可靠的语音认证.

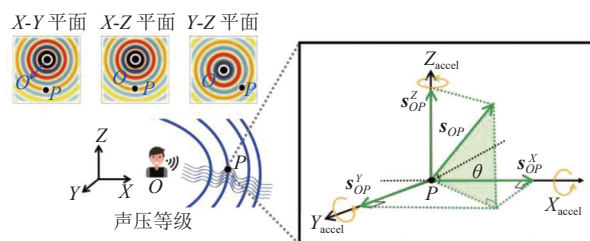


Fig. 10 Characterization of accelerometer directivity in sound field<sup>[4]</sup>

图 10 声场方向性在加速度计上的刻画<sup>[4]</sup>

此外, 近年来涌现了许多杰出工作, 旨在利用运动传感器来捕捉更惊喜的生命体征活动. 不论是心跳亦或者呼吸行为, 发生时均会引起身体的起伏, 这种起伏动作可以被运动传感器所记录. 相对而言, 心跳所引起的起伏动作要远小于呼吸引起的起伏动作(毫米级). 此外, 运动(行走、跑步等)所产生的噪声会遮盖原本就很微弱的生命体征信号, 这使得持续性生命体征监测更具有挑战性. Cao 等人<sup>[117]</sup> 提出了 VibCardiogram, 旨在利用智能手表上的运动传感器(加速度计、陀螺仪)来实现持续性 ECG 波形的监测. 原理如图 11 所示, 血液质心随着心脏活动(即收缩期和舒张期)引起的血液喷射到主动脉而周期性地移动, 这会引起与反冲力相关的身体振动, 并通过表面



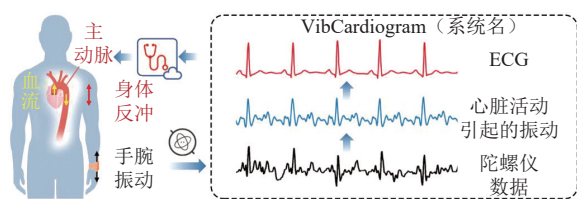


Fig. 11 Capturing cardiac activity waveforms using a wristband device with a motion sensor<sup>[117]</sup>

图 11 利用腕带设备上的运动传感器捕捉心脏活动波形<sup>[117]</sup>

传播到达戴在手腕上的运动传感器。另外一些杰出工作<sup>[118]</sup>基于腕带设备上的运动传感器来实现呼吸速率的估计,其基本思想是捕捉呼吸过程中反复吸气和呼气过程引起的轻微周期性手腕运动,如图 12 所示。

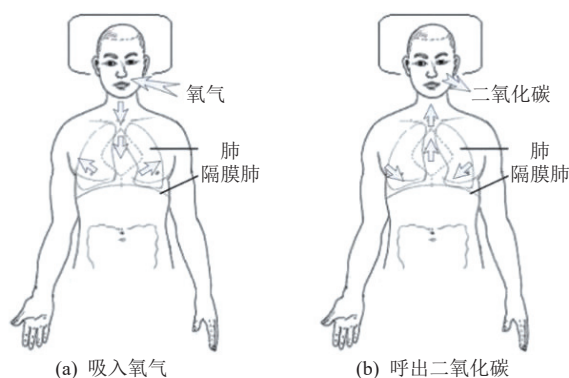


Fig. 12 Periodic body surface vibrations caused by breathing<sup>[118]</sup>

图 12 呼吸所引起的周期性体表振动<sup>[118]</sup>

在实现了对于生命体征的精准捕捉后,许多工作通过对生命体征的振动信号进一步提取蕴含在生命体征中的生理信息进行身份认证。比如,心跳模式取决于心脏的生物学特征和几何结构,每个人都是独一无二的。基于此,Wang 等人<sup>[119]</sup>利用手机上的运动传感器,通过将手机按压在胸膛处来捕捉心脏运动时所引起的微弱体表震动,并进一步解析出独一无二的身份信息。同样,呼吸时所引起的胸部运动与人体胸腔的几何结构相关,同样也是因人而异。Huang 等人<sup>[120]</sup>利用胸戴式设备上的陀螺仪和麦克风从不同方面测量深呼吸,基于呼吸时产生的声音与深呼吸引起的胸部运动之间的固有相关性来实现可靠的活体检测系统。

利用麦克风传感器捕捉行为引起的声学响应。除了体表振动,心跳和呼吸行为还会产生相对应的体导声音。例如,Butkow 等人<sup>[121]</sup>利用耳戴设备中的入耳麦克风实现对行为鲁邦的心率监测系统 hEARt。

因此,声音便成为了生命体征感知的另一种主要模式。这里声音根据传导途径可以分为气传导声音以及体传导声音。气传导声音是指以空气为传播介质的声音信号,体传导声音是指以人体软组织、骨头等为传播介质传播的声音信号。

Zhang 等人<sup>[122]</sup>在智能驾驶舱中利用一个麦克风接收扬声器主动发送超声波来测量人体行为的变化,他们探索了声学反射信号的基本特性,并开发了一种新的统计声学传感范例来检测运动、跟踪呼吸和估计速度。同样,Li 等人<sup>[123-125]</sup>利用普适的声波,扩展了声学感知的有效距离,在多个场景中实现了准确的人员追踪、手势追踪、眼动跟踪等。长期以来,听诊一直是睡眠和呼吸相关研究的重要组成部分,因此许多工作利用移动设备上的麦克风来捕捉呼吸的气传导声音进行鼾声检测<sup>[6]</sup>、睡眠呼吸暂停检测<sup>[7]</sup>。Chauhan 等人<sup>[8]</sup>验证了人们气传导呼吸声音中可以提供个人特定的指纹,通过提取音频特征用于用户身份认证。Goverdovsky 等人<sup>[9]</sup>发现生命体征所引起的声学响应可以通过身体传播至耳道内,从而可以被耳戴设备中的入耳式麦克风所捕捉。如图 13 所示,当耳道被耳机闭塞时,耳道入口处的阻抗增加,导致骨骼传导的低频声音放大,这种现象被称为闭塞效应,这为基于耳戴设备的生命体征检测提供了新的机会。Sun 等人<sup>[126]</sup>发现细粒度的心跳活动,会影响耳道内反射超声信号的变化,进一步从耳道反射中检测到微妙的心跳。Cao 等人<sup>[127]</sup>基于体传导心跳声音实现稳定生理特征的提取,利用耳戴式设备实现用户身份认证。同样,呼吸所引起的体传导声音经过闭塞效应增强后,也可以被入耳式麦克风所捕捉,不同于心跳引起的体传导声音(主要分布在 0~50 Hz),呼吸引起的体传导声音主要分布在 0~1 500 Hz<sup>[9]</sup>。Xie 等

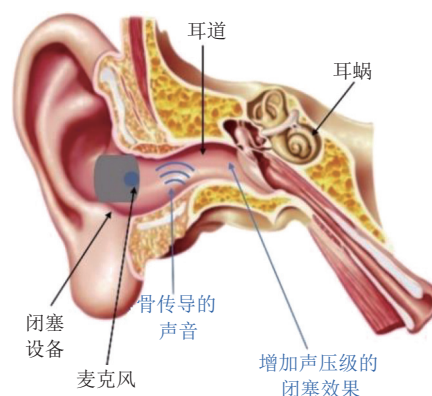


Fig. 13 Periodic body surface vibrations caused by breathing<sup>[121]</sup>

图 13 呼吸所引起的周期性体表振动<sup>[121]</sup>

人<sup>[11]</sup>设计了 EarSpiro, 这是一种基于耳机的肺功能评估方案, 可将肺量计测试期间记录的气流声音解释为 F-V 曲线. Han 等人<sup>[128]</sup>利用入耳式麦克风实现基于呼吸行为的感知和用户身份认证, 其背后的思想主要是, 呼吸声音首先在呼吸道产生, 然后经过身体各部分组织传播, 最后在耳道中被接受, 整个过程蕴含了丰富的身体信息, 因此可以从中提取对应的音频特征来作为稳定的生物标识符.

接触式的行为感知不同于可穿戴设备, 射频信号由于其非接触性, 可以减少监测/感知过程中对用户的穿戴压力, 因此成为了近几年学术界的研究热点. 诸多工作通过对心跳、呼吸等行为的感知, 分析长时间心率变化、呼吸变化, 从而对人体健康情况做出推断. 传统的基于视觉感知工作, 通过分析连续帧之间的变化, 捕捉呼吸引起的胸腔起伏. 然而, 视觉感知常常会引发人们对隐私问题的担忧. 与基于计算机视觉相比, Wi-Fi 感知具有室内普适性、隐私保护性、细粒度感知以及环境光线鲁棒性等优点. Liu 等人<sup>[129]</sup>发现呼吸引起的胸腔起伏会引起无线 CSI 的变化, 相比于 RSSI, CSI 对于信道的变化更为敏感. Wang 等人<sup>[130]</sup>首次提出了自由空间中 Wi-Fi 信号传播的菲涅尔区理论, 从理论上探究人的呼吸深度、位置和方向对于接受射频信号的影响. 如图 14 所示, Wang 等人对 Wi-Fi 发射器和接收器之间的长椭圆状的信号传播区域进行建模, 将人类在呼吸过程中的胸部位移转换为信号的相位信息, 并将这种变化与用户呼吸过程中的位置和方向相联系, Wi-Fi 的菲涅尔区理论有助于理解基于 Wi-Fi 传感系统的物理极限和基础, 并催生了许多基于菲涅尔区的 Wi-Fi 感知呼吸工作<sup>[45]</sup>. 此外, Liu 等人<sup>[131]</sup>探究了利用 RFID 标签实现非接触胸部位移的可行性. 具体来说, 通过在床的两侧部署一个 RFID 标签和一个阅读器, 接收器处的信号由阅读器和标签之间的直接路径信号和人体胸腔的反射路径来组成, 从混叠信号中解析出规

律性/周期性的相位变化以实现呼吸、打呼、咳嗽以及说梦话等行为的识别.

近年来, 一些移动设备(比如 iPhone 14)已经装备了毫米波雷达, 毫米波凭借着灵敏度高、抗干扰能力强等优点, 被广泛应用到生命体征活动的检测中. 不同于 Wi-Fi 信号, 毫米波信号可以捕捉到诸如心跳这类微弱的动作. 基于毫米波感知生命体中的工作当属 Ha 等人<sup>[132]</sup>提出的 RF-SCG, 他们将经过人体反射的毫米波雷达信号与深度学习模型相结合, 可以实现准确的 SCG 波形重建.

除了对于心跳、呼吸行为的表象感知外, 还有很多工作通过分析生命体征来分析睡眠健康<sup>[133-135]</sup>, 通过睡眠过程中心跳、呼吸的变化来推断当前用户的睡眠阶段(快速眼动期、深度睡眠、浅度睡眠等). 还有一些杰出的工作<sup>[136-137]</sup>通过分析生命体征所引起的无线信号变化, 提取稳定的生物标识符号以用于身份认证.

## 5.5 成像感知

射频信号作为射频识别、无线局域网、移动通信等诸多学科领域的基础, 在智能感知带来的产业变革中承担着支撑性作用. 由于计算机和数字信号处理技术的进步, 射频天线阵列技术和射频通信技术迅速发展, 并在 RF 成像中得到广泛应用, 使得 RF 成像技术在人体识别、环境传感、大规模部署等方面的应用趋于成熟<sup>[84]</sup>. 随着成像场景从容易的二维平面转换到困难的三维空间, 传统可见光成像系统(例如摄像头)的不足愈加明显. 当目标被完全遮挡, 依赖于摄像头的成像系统将无法感知它, 而且即使在无遮挡情况下, 黑暗或弱光条件依旧使得精度不佳<sup>[48]</sup>. 由于射频信号可以穿越日常遮挡物, 因此这些系统可以通过遮挡物识别和定位感兴趣的目标, 使搜索过程更加高效和准确<sup>[49-51]</sup>. 更重要的是, 随着成像场景日益复杂, 如从容易的二维平面转换到困难的三维空间, 传统的可见光成像方法难以胜任.

相比于光学信号, 射频信号则可以穿越日常遮挡物, 不依赖光线, 无隐私侵犯问题. 因此, 基于射频的成像方法具有更广泛的应用场景. 例如, 在无损检测领域中, 射频成像可以帮助评估材料或结构中的缺陷情况, 如金属管道中的裂纹、混凝土结构中的空洞等<sup>[52-53]</sup>. 相比传统方法如超声波检测, 射频成像可以提供更高分辨率和更准确的成像结果. 在安防领域, 射频成像可以应用于人体识别、隐蔽武器探测等方面<sup>[53]</sup>. 通过分析射频信号的反射和散射特征, 可以识别人体的轮廓<sup>[48,84,138-140]</sup>、检测隐藏在衣物或包裹中

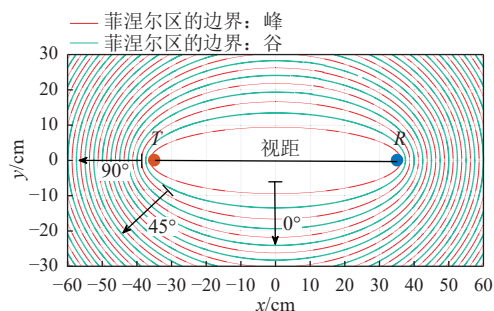


Fig. 14 Fresnel zone of Wi-Fi signal propagation<sup>[130]</sup>

图 14 Wi-Fi 信号传播的菲涅尔区<sup>[130]</sup>



的危险物品等,还可以与视觉传感器(如相机和深度传感器)组成通用的多模态传感器融合系统,通过结合二者优势能够更好地了解复杂场景的性质<sup>[141]</sup>。

现有的典型商用射频信号成像系统主要分为反射成像和透射成像2部分。在反射成像领域,Adib等人<sup>[85]</sup>提出RF-Capture系统,利用调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)信号对墙背面的单人进行成像,将人体运动过程中处于时间维度上的不同成像结果进行拼接和组合,实现在无需放置标记的情况下对墙后目标轮廓进行成像。RF-Pose3D<sup>[138]</sup>在此基础上使用卷积神经网络(CNN)放大场景中的人体目标,实现更高精度3D人体骨骼成像。WiSIA<sup>[50]</sup>使用2对收发器和2D-IFFT将图像平面推至物体侧,并在信号中提取从多个物体反射信号的特定物理特征来分割它们的边界,并在算法层面结合条件生成对抗网络(cGAN)来增强不同对象的边界。Wiffract<sup>[53]</sup>通过边缘追踪成像物体的方法,在只有现成的Wi-Fi收发器的接收功率测量的情况下,对静止物体进行高质量成像。Zheng等人<sup>[12]</sup>提出了一种低成本和便携式的墙体检查系统SiWa,将IR-UWB雷达获得的图像与深度学习相结合进行结构成像与材料状态分析。透射成像如TagScan<sup>[14]</sup>利用廉价的COTS RFID设备,根据目标内部的相位和RSS变化,对目标内部横切面进行物质识别和成像。Yasamin<sup>[142]</sup>使用2个机器人作为搭档,发射和接收Wi-Fi信号,通过测量RSSI的变化,对于墙壁后方的物体进行二维成像。在此基础上使用2架无人机作为搭档来协同工作,通过在不同的路径点上绘制出的Wi-Fi信号波强度的差异,经过几次探测后,即可绘制出高分辨的三维图像。

## 5.6 隐私感知保护

无线感知赋能了许多应用场景,但由于无线信号的广播特性,未经授权的第三方接收端也可以轻易获取到无线信号,从而窃取用户信息。例如,一些非法行为包括窃听者非法获取用户的物理轨迹<sup>[54,143]</sup>和非法监测用户的生活习惯<sup>[54-55]</sup>。随着用户对个人隐私安全不断增强关注,无线感知的隐私保护亟需有效的防御措施。接下来,我们主要介绍3类隐私感知保护方案:构建信号栅栏、混淆无线信号和混淆无线信道。

信号栅栏是通过调控发射端信号波束使其仅在期望区域内可以接收到有效信号而其余区域则无法接收,使窃听者无法获取用户信息。大部分信号栅栏的工作应用于室内感知,例如Xiong等人<sup>[56]</sup>使用3D

打印技术制作定制的室内无线覆盖反射器,通过调节每个反射器的无线覆盖范围,增加了范围内的信号接收强度,同时消弱了其他区域的信号以减少有害干扰,增强了系统的安全性。

除此之外,绝大部分隐私感知保护工作是通过混淆信号与信道来实现的。混淆信号指在发射无线信号时给信号源增加干扰信息,使得非法用户无法准确解调出感知信息。例如,Hassanieh等人<sup>[57]</sup>利用RFID的被动性传输的特点,使用一个随机信号代替读取器的恒定波形信号,使得原本RFID标签获取的能量大小变得随机,窃听者从而无法获取感知信息。由于随机波形由阅读器生成,因此合法端能够通过利用阅读器消除随机性来解码,最终获取信息;此外,不同的信号频段也对应着不同的隐私感知保护策略,增加信号频段的适用性使得隐私感知保护应用场景更加广泛,例如Venkatesh等人<sup>[144]</sup>利用定制的集成阵列发射器,通过对窃听者方向所接收信号进行时空调制,导致窃听者无法获取携带有效信息的信号,并将此方法扩展到了毫米波频段,保证了感知隐私保护的有效进行。混淆信道的核心原理是通过改变无线信号在环境中传播的信道实现信道混淆。信道混淆主要分为射频源端混淆和环境端混淆。射频源端混淆即在射频信号的发送端对信号的传输通道或传输媒介进行混淆处理。Meng等人<sup>[145]</sup>提出Securi-Fi,采用切换天线的方式使得窃听者收到设备产生的欺诈信号,同时设计了一种行为编码本,制定了干扰信号的规则,在窃听者无法得知的情况下,既防止攻击者的窃听,又实现合法的无线感知。相较于射频端混淆,环境端混淆即是在环境中部署IoT设备或者超表面等,通过反射干扰信号来混淆信道,使得信号在传输环境中产生扭曲和衰减。其优点在于无需在射频发射端进行配置,降低了操作难度与硬件成本,同时不会影响实用效果。针对窃听者利用信号经过人体或物体的反射收集相关的信息,以达到获取个人隐私的威胁,通过部署可编程智能超表面,发射端信号在环境中经过超表面的折射或反射,改变信号的相位,使得窃听者无法得到携带有效信息的信号,达到混淆的目的。例如Xiong等人<sup>[56]</sup>提出了一种基于智能超表面的无线信道模糊技术,通过一种概率算法配置超表面,使反射信号的相位发生改变,接收端无法获得有效的信息,以实现信道混淆。同时Lyu等人<sup>[146]</sup>使用智能反射面(IRS)作为绿色干扰器,在不使用任何内部能量的情况下产生干扰信号,以此来实现隐私感知保护。



## 6 挑战与展望

尽管近年来低功耗感知在各个领域取得了蓬勃发展,但是仍有一些开放性的问题亟待解决.在本节中,我们就不同感知场景中的关键问题进行了一定总结,以供探索和讨论.

### 6.1 性质感知

1)如何进行环境鲁棒的静态目标性质感知?在接收信号中,目标物品的信息与周围环境的信息往往是耦合在一起的.例如,在使用商用 Wi-Fi 信号进行透射材质感知时,接收信号是从目标物品中透射的信号和周围环境(例如墙壁、家具等)反射信号的叠加.而实际应用中的场景多种多样,实现环境鲁棒是提高感知系统可用性中关键的一环.不同于动态行为感知(例如呼吸检测)可以通过信号差分的方式抑制静态环境的影响,静态目标的性质感知往往需要更加复杂的信号处理方法.经典的信号处理方式,例如盲源分离、多径分解等,不容易实现高精度和细粒度的直射路径提取.因此,当感知目标的尺寸较小或者环境复杂时,这些方法难以取得良好的效果.随着深度学习的发展,研究人员开始探索使用深度学习来进行静态目标的性质感知.结合域自适应网络等方法,研究人员可以将模型训练在大规模的数据集上,从而使得模型具有更好的鲁棒性.但是由于射频数据的语义难以理解,收集丰富的含便签数据是困难的.因此,如何利用少量的数据来训练一个鲁棒性强的模型仍是一个具有挑战性的开放性问题.

2)如何进行多目标感知?显式生活中,待感知目标往往不止一个.例如货架上琳琅满目的商品、冰箱中的各种食材、行李箱中的各样物品等.但是实现多目标的同时感知仍是具有挑战性的.一方面是受限于采集设备,难以实现高角度分辨率的信号收集.另一方面,信号在多个目标之间会发生多次散射,加剧了信号的复杂性.此外,由于多个目标的形状、材质、位置都不确定,构建一个足以表征其特性的数据空间是困难的.因此,如何实现多目标的同时感知仍是一个具有挑战性的开放性问题.

### 6.2 成像感知

1)如何从复杂的环境中提取微弱的目标信号?首先,在实际场景中,大部分待成像目标具有小尺寸或低反射率,导致回波信号非常弱,致使难以对小目标进行有效检测和分辨.其次,由于复杂的室内多径,

使得接收信号中包含大量与目标无关的干扰信号,极大地降低成像质量.为了解决该挑战,未来的工作可以采用适当的信号处理和重建算法来抑制多径效应的影响,比如使用波束形成技术、多通道接收和向后散射建模等方法.对于噪声干扰的影响,可以通过合理设计和选取接收天线,捕获身体部位的反射.还可以增加信噪比、使用滤波器等手段来降低噪声干扰.同时抑制多路径干扰,从而使得能够捕捉到真正的目标信号.

2)如何在动态的场景下对目标进行精准成像?现实生活中,待成像目标或成像系统本身可能会处于运动状态,这会导致接收信号中存在明显的运动干扰分量,淹没与目标形状相关的信息,致使成像精度下降,特别是在高速移动或振动的情况下,运动模糊更为明显.因此,需要针对不同的运动场景设计相应的算法来补偿或校正运动造成的影响.未来的工作可以将不利的运动信息转化为有利的信息,通过捕获连续时间帧内的瞬时射频反射,将它们相互关联以识别不同目标部位,并结合它们在时间和运动上的信息来捕获目标形状.此外,在复杂场景中会存在多个目标物体,则需要对不同目标进行区分和分离.将来的工作可以借助盲信号分离和强大的深度学习来区分不同目标的信息,并且放大每个目标特征,并裁剪目标物体反射的射频信号.最后,将每个人与特定区域中的射频数据相关联,从而获取清晰的目标图像.

### 6.3 隐私感知保护

1)如何实现低成本的即插即用隐私感知保护系统?目前大部分隐私感知保护系统在使用过程中通常需要专用的无线设备,导致高昂的成本.例如,需要利用全双工无线电设备对发射信号的物理层信息进行扰动,以保证非法端无法窃听.此外,为了保证合法用户的通信,还需要实时地对信道进行测量,导致隐私感知保护系统无法即插即用.昂贵和专用的硬件设备和复杂的算法操作都使得现有的隐私感知保护系统无法在日常生活中广泛使用.为了克服这些问题,将来的工作可以尝试采用简单的无线设备建立“虚拟栅栏”来确定一个合法的传输范围,限制了范围以外窃听设备的传感.或者,可以通过一种可配置参数的无线发射机,将其设置成只有授权的接收端才能进行传感,达到低成本隐私感知保护的目.它们的特点都是放弃了复杂的全双工无线电设备,并且在降低成本的同时保证了隐私感知保护的性

2) 如何保证干扰非法用户感知的同时不影响合法用户正常感知? 目前部分隐私感知保护方案主要通过混淆无线信道和信号的方式去干扰非法用户接收到的信号波动, 从而使其感知失效. 然而, 由于无线信号的广播特性, 合法用户接收到的无线信号会受到相同的信号扰动, 如果不消除对应的扰动影响, 也会使合法用户的感知模型失效, 从而导致感知精度急剧下降. 为此, 为了在干扰非法用户的同时保证合法用户的正常感知, 将来的方案可以利用切换天线的方式混淆非法窃听, 将混淆方式记录成行为编码本, 合法用户通过行为编码本, 解调得到正确的感知信号. 或者, 通过合理地布置天线位置, 构造出一个不会被干扰的感知区域, 有效保护了区域内的授权射频感应, 针对保护区域外的窃听者, 全向天线将不断地发射干扰信号, 破坏窃听者的行为. 此外, 还可以通过修改无线电波, 使信号可以在环境中任意位置产生反射, 生成虚假的活动轨迹, 以此来混淆窃听, 同时合法用户也可以用标签通信的方式滤除虚假的轨迹, 保护了正常感知的进行.

#### 6.4 大模型在无线感知中的应用

随着物联网设备的增多, 越来越多的数据需要处理, 而无线感知的场景具有复杂多变的特点. 得益于算力的发展, 基于大模型的解决方案在诸多领域展露锋芒. 实践证明, 大模型的解决方案有助于实现环境的鲁棒和性能的可靠. 因此, 如何将大模型用于无线感知是一个极具吸引力的课题. 就目前而言, 大模型主要用于无线感知任务的后处理, 如知识图谱等. 而将大模型直接用于感知任务本身, 仍有待探索. 这主要受困 2 个方面: 1) 大规模数据集难以构建. 一方面, 数据收集门槛更高. 不同于图像信息采集, 可以用诸多设备(例如手机)轻松采集, 当前无线信号的采集往往需要特定的固件或软件支持和一定的专业辅助来完成, 这增加了数据集构建的难度. 另一方面, 无线数据语义不明确. 对于一个被采集的无线数据, 目前缺乏直观的手段帮助我们鉴别其语义、衡量其质量, 这进一步增加了数据采集的难度. 2) 与无线设备关联的终端算力较弱. 即使采用端边云的部署模式, 只在终端进行大模型的推理, 也会为其带来较大的负载. 因此, 关于如何进行无线感知和大模型的融合, 目前业界仍未达成共识.

## 7 结 论

人-机-物三元融合的智能物联网正蓬勃发展. 作

为新型信息获取的有益手段, 低功耗感知的应用和机理正在被不断被挖掘和探索. 在本文中, 我们对近年来的低功耗感知工作从感知模态、感知挑战、感知方案和感知应用 4 个维度进行了全面的梳理, 试图给出一个更加体系化的描述和总结; 并对各领域亟待解决的问题和未来的发展方向提出了一点见解, 以期抛砖引玉.

**作者贡献声明:** 李向阳提出了论文架构、写作思路、指导意见和修改论文; 尚飞、王山岳、韩飞宇、迟国轩负责论文具体调研和论文撰写; 闫宇博、杨铮、陈晓江提出研究问题、完善论文内容并修改论文.

## 参 考 文 献

- [1] Ba Zhongjie, Zheng Tianhang, Zhang Xinyu, et al. Learning-based practical smartphone eavesdropping with built-in accelerometer[C]//Proc of Network and Distributed Systems Security (NDSS) Symp 2020. Roston, VA, USA: Internet Society, 2020: 1-18
- [2] Zhang Li, Pathak P H, Wu Muchen, et al. Accelword: Energy efficient hotword detection through accelerometer[C]//Proc of the 13th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2015: 301-315
- [3] Hu Pengfei, Zhuang Hui, Santhalingam P S, et al. Accear: Accelerometer acoustic eavesdropping with unconstrained vocabulary[C]//Proc of 2022 IEEE Symp on Security and Privacy (SP). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 1757-1773
- [4] Han Feiyu, Yang Panlong, Du Haohua, et al. Accuth: Anti-Spoofing voice authentication via accelerometer[C]//Proc of the 20th ACM Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2022: 637-650
- [5] Shi Cong, Xu Xiangyu, Zhang Tianfang, et al. Face-Mic: Inferring live speech and speaker identity via subtle facial dynamics captured by AR/VR motion sensors[C]//Proc of the 27th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2021: 478-490
- [6] Azarbarzin A, Moussavi Z M K. Automatic and unsupervised snore sound extraction from respiratory sound signals[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, 58(5): 1156-1162
- [7] Yadollahi A, Giannouli E, Moussavi Z. Sleep apnea monitoring and diagnosis based on pulse oximetry and tracheal sound signals[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2010, 48(11): 1087-1097
- [8] Chauhan J, Hu Yining, Seneviratne S, et al. BreathPrint: Breathing acoustics-based user authentication[C]//Proc of the 15th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2017: 278-291
- [9] Goverdovsky V, Von R W, Nakamura T, et al. Hearables: Multimodal physiological in-ear sensing[J]. *Scientific Reports*,

- 2017, 7(1): 6948
- [10] Achten J, Jeukendrup A E. Heart rate monitoring: Applications and limitations[J]. *Sports Medicine*, 2003, 33(7): 517–538
  - [11] Xie Wentao, Hu Qingyong, Zhang Jin, et al. EarSpiro: Earphone-based spirometry for lung function assessment[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2023, 6(4): 1–27
  - [12] Zheng Tianyue, Chen Zhe, Luo Jun, et al. SiWa: See into walls via deep UWB radar[C]//Proc of the 27th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom '21). New York: ACM, 2022: 1–14
  - [13] Xie Binbin, Xiong Jie, Chen Xiaojiang, et al. Tagtag: Material sensing with commodity RFID[C]//Proc of the 17th Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2019: 338–350
  - [14] Wang Ju, Xiong Jie, Chen Xiaojiang, et al. TagScan: Simultaneous target imaging and material identification with commodity RFID devices[C]//Proc of the 23rd Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2017: 288–300
  - [15] Shang Fei, Yang Panlong, Yan Yubo, et al. LiqRay: Non-invasive and fine-grained liquid recognition system[C]//Proc of the 28th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2022: 296–309
  - [16] Karanam C R, Mostofi Y. 3D through-wall imaging with unmanned aerial vehicles using wifi[C]//Proc of the 16th ACM/IEEE Int Conf on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM, 2017: 131–142
  - [17] Dhekne A, Gowda M, Zhao Yixuan, et al. Liquid: A wireless liquid identifier[C]//Proc of the 16th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2018: 442–454
  - [18] Shang Fei, Yang Panlong, Yan Yubo, et al. PackquID: In-packet liquid identification using RF signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2023, 6(4): 1–27
  - [19] Liang Yumeng, Zhou Anfu, Zhang Huanhuan, et al. FG-LiquidID: A contact-less fine-grained liquid identifier by pushing the limits of millimeter-wave sensing[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(3): 1–27
  - [20] Liu An, Huang Zhe, Li Min, et al. A survey on fundamental limits of integrated sensing and communication[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(2): 994–1034
  - [21] Ma Yongsan, Zhou Gang, Wang Shuangquan. WiFi sensing with channel state information: A survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2019, 52(3): 1–36
  - [22] Fang Yinfeng, Hettiarachchi N, Zhou Dalin, et al. Multi-modal sensing techniques for interfacing hand prostheses: A review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(11): 6065–6076
  - [23] Yang Gelan, Tan Wei, Jin Huixia, et al. Review wearable sensing system for gait recognition[J]. *Cluster Computing*, 2019, 22(S2): 3021–3029
  - [24] Incel O D, Bursa S O. On-device deep learning for mobile and wearable sensing applications: A review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(6): 5501–5512
  - [25] Uchiyama A, Saruwatari S, Maekawa T, et al. Context recognition by wireless sensing: A comprehensive survey[J]. *Journal of Information Processing*, 2021, 29: 46–57
  - [26] Wang Lei, Sun Ke, Dai Haipeng, et al. WiTrace: Centimeter-level passive gesture tracking using WiFi signals[C]//Proc of 2018 15th Annual IEEE Int Conf on Sensing, Communication, and Networking (SECON). Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 1–9
  - [27] Kotaru M, Zhang Pengyu, Katti S. Localizing low-power backscatter tags using commodity WiFi[C]//Proc of the 13th Int Conf on Emerging Networking Experiments and Technologies. New York: ACM, 2017: 251–262
  - [28] Qian Kun, Wu Chen Shu, Yang Zheng, et al. Widar: Decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity wi-fi[C]//Proc of the 18th ACM Int Symp on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM, 2017: 1–10
  - [29] Ali K, Liu A X, Wang Wei, et al. Keystroke recognition using WiFi signals[C]//Proc of the 21st Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 90–102
  - [30] Wareing T H, Davila-Roman V G, Daily Bill B, et al. Strategy for the reduction of stroke incidence in cardiac surgical patients[J]. *The Annals of Thoracic Surgery*, 1993, 55(6): 1400–1408
  - [31] Kim S J, Chun J, Dey A K. Sensors know when to interrupt you in the car: Detecting driver interruptibility through monitoring of peripheral interactions[C]//Proc of the 33rd Annual ACM Conf on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM, 2015: 487–496
  - [32] Nandakumar R, Takakuwa A, Kohno T, et al. CovertBand: Activity information leakage using music[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 1–24
  - [33] Van D V F R, Laureano M, Smith J P, et al. A practical thermocouple for temperature measurement in microwave ovens[J]. *Canadian Institute of Food Science and Technology Journal*, 1987, 20(4): 279–284
  - [34] Sarma U, Boruah P K. Design and development of a high precision thermocouple based smart industrial thermometer with on line linearisation and data logging feature[J]. *Measurement*, 2010, 43(10): 1589–1594
  - [35] Chowdhury G, Hassibi A. An on-chip temperature sensor with a self-discharging diode in 32-nm SOI CMOS[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2012, 59(9): 568–572
  - [36] Chowdhury G, Hassibi A. An on-chip CMOS temperature sensor using self-discharging P-N diode in a  $\Delta - \Sigma$  loop[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2018, 65(6): 1887–1896
  - [37] Jauregi I, Solar H, Beriain A, et al. UHF RFID temperature sensor assisted with body-heat dissipation energy harvesting[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(5): 1471–1478
  - [38] Shafiq Y, Gibson J S, Kim H, et al. A reusable battery-free RFID temperature sensor[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2019, 67(10): 6612–6626
  - [39] Shafiq Y, Henricks J, Ambulo G P, et al. A passive RFID temperature sensing antenna with liquid crystal elastomer switching[J]. *IEEE Access: Practical Innovations, Open Solutions*, 2020, 8: 24443–24456



- [40] Tan Jun, Sathyamurthy M, Rolapp A, et al. A fully passive RFID temperature sensor SoC with an accuracy of  $\pm 0.4^{\circ}\text{C}$  ( $3\sigma$ ) from  $0^{\circ}\text{C}$  to  $125^{\circ}\text{C}$ [J]. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, 2019, 3(1): 35–45
- [41] Vaz A, Ubarretxena A, Zalbide I, et al. Full passive UHF tag with a temperature sensor suitable for human body temperature monitoring[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2010, 57(2): 95–99
- [42] Shang Fei, Yang Panlong, Yan Yubo, et al. Contactless and fine-grained liquid identification utilizing sub-6 GHz signals[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(5): 4992–5008
- [43] Yu Xiaojing, Zhou Zhijun, Xu Mingxue, et al. ThumbUp: Identification and authentication by Smartwatch using simple hand gestures[C]//Proc of 2020 IEEE Int Conf on Pervasive Computing and Communications (PerCom). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1–10
- [44] Hou Jiahui, Li Xiangyang, Zhu Peide, et al. SignSpeaker: A real-time, high-precision SmartWatch-based sign language translator[C]//Proc of the 25th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2019: 1–15
- [45] Zeng Youwei, Wu Dan, Xiong Jie, et al. MultiSense: Enabling multi-person respiration sensing with commodity wifi[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(3): 1–29
- [46] Zeng Youwei, Wu Dan, Xiong Jie, et al. FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiration sensing with CSI ratio of two antennas[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 1–26
- [47] Amato F, Torun H M, Durgin G D. Beyond the limits of classic backscattering communications: A quantum tunneling RFID tag[C]//Proc of 2017 IEEE Int Conf on RFID (RFID). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 20–25
- [48] Zhu Yanzi, Zhu Yibo, Zhao Ben Y, et al. Reusing 60GHz radios for mobile radar imaging[C]//Proc of the 21st Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 103–116
- [49] Boroushaki T, Perper I, Nachin M, et al. RFusion: Robotic grasping via RF-visual sensing and learning[C]//Proc of the 19th ACM Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2021: 192–205
- [50] Li Chenning, Liu Zheng, Yao Yuguang, et al. Wi-Fi see it all: Generative adversarial network-augmented versatile Wi-Fi imaging[C]//Proc of the 18th Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2020: 436–448
- [51] Fang Shiwei, Nirjon S. SuperRF: Enhanced 3D RF representation using stationary low-cost mmWave radar[C]//Proc of the 2020 Int Conf on Embedded Wireless Systems and Networks. New York: Junction Publishing, 2020: 120–131
- [52] Gong Zheng, Han Lubing, An Zhenlin, et al. Empowering smart buildings with self-sensing concrete for structural health monitoring[C]//Proc of the ACM SIGCOMM 2022 Conf. New York: ACM, 2022: 560–575
- [53] Pallaprolu A, Korany B, Mostofi Y. Wiffract: A new foundation for RF imaging via edge tracing[C]//Proc of the 28th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2022: 255–267
- [54] Zhu Yanzi, Xiao Zhujun, Chen Yuxin, et al. Et Tu Alexa? When commodity WiFi devices turn into adversarial motion sensors[C/OL]//Proc of 2020 Network and Distributed System Security Symp. New York: ACM, 2020[2024-04-30]. <https://dx.doi.org/10.14722/ndss.2020.23053>
- [55] Staat P, Mulzer S, Roth S, et al. IRShield: A countermeasure against adversarial physical-layer wireless sensing[C]//Proc of 2022 IEEE Symp on Security and Privacy (SP). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 1705–1721
- [56] Xiong Xi, Chan J, Yu E, et al. Customizing indoor wireless coverage via 3D-fabricated reflectors[C]//Proc of the 4th ACM Int Conf on Systems for Energy-Efficient Built Environments. New York: ACM, 2017: 1–10
- [57] Hassanieh H, Wang Jue, Katabi D N, et al. Securing RFIDs by randomizing the modulation and channel[C]//Proc of 12th USENIX Symp on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 15). Berkeley, CA: USENIX Association, 2015: 235–249
- [58] Benazzouza S, Ridouani M, Salahdine F, et al. A survey on compressive spectrum sensing for cognitive radio networks[C]//Proc of 2019 IEEE Int Smart Cities Conf (ISC2). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 535–541
- [59] Cai Chao, Zheng Rong, Luo Jun. Ubiquitous acoustic sensing on commodity IoT devices: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(1): 432–454
- [60] Wang Shanyue, Yan Yubo, Han Feiyu, et al. MultiRider: Enabling multi-tag concurrent OFDM backscatter by taming in-band interference[C]//Proc of the 22nd Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications and Services. New York: ACM, 2024: 292–303
- [61] Wang Shanyue, Yan Yubo, Chen Yujie, et al. Spray: A spectrum-efficient and agile concurrent backscatter system[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2024, 20(2): 1–21
- [62] Mao Yachen, Yang Panlong, Wang Shanyue, et al. STABack: Making dynamic backscattering stable for fast and accurate object tracking[C]//Proc of 2023 IEEE/ACM 31st Int Symp on Quality of Service. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 1–10
- [63] Xiao Ning, Yang Panlong, Li Xiangyang, et al. MilliBack: Real-time plug-n-play millimeter level tracking using wireless backscattering[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 112: 1–112: 23
- [64] Xiao Ning, Yang Panlong, Yan Yubo, et al. Motion-Fi: Recognizing and counting repetitive motions with wireless backscattering[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(5): 1862–1876
- [65] Yan Dawei, Shang Fei, Yang Panlong, et al. freeLoc: Wireless-based cross-domain device-free fingerprints localization to free user's motions[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(14): 25099–25110
- [66] Zhang Youwei, Han Feiyu, Yang Panlong, et al. Wi-Cyclops: Room-scale WiFi sensing system for respiration detection based on single-antenna[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2024, 20(4): 1–24
- [67] Niu Kai, Zhang Fusang, Xiong Jie, et al. Boosting fine-grained activity sensing by embracing wireless multipath effects[C]//Proc of

- the 14th Int Conf on Emerging Networking Experiments and Technologies. New York: ACM, 2018: 139–151
- [68] Li Dong, Cao Shirui, Lee Sunghoon I, et al. Experience: Practical problems for acoustic sensing[C]//Proc of the 28th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2022: 381–390
- [69] Yang Zheng, Zhang Yi, Qian Kun, et al. SLNet: A spectrogram learning neural network for deep wireless sensing[C]//Proc of 20th USENIX Symp on Networked Systems Design and Implementation (NSDI' 23). Berkeley, CA: USENIX Association, 2023: 1221–1236
- [70] Li Chenning, Cao Zhichao, Liu Yunhao. Deep AI enabled ubiquitous wireless sensing: A survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2021, 54(2): 1–35
- [71] Mao Wenguang, Zhang Zaiwei, Qiu Lili, et al. Indoor follow me drone[C]//Proc of the 15th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2017: 345–358
- [72] Fan Yusen, Zhang Feng, Wu Chenshu, et al. RF-based indoor moving direction estimation using a single access point[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(1): 462–473
- [73] Zheng Lili, Hu Binjie, Qiu Jinguang, et al. A deep-learning-based self-calibration time-reversal fingerprinting localization approach on Wi-Fi platform[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 7072–7083
- [74] Zhang Feng, Chen Chen, Wang Beibei, et al. WiSpeed: A statistical electromagnetic approach for device-free indoor speed estimation[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(3): 2163–2177
- [75] Qian Kun, Wu Chenshu, Zhang Yi, et al. Widar2.0: Passive human tracking with a single Wi-Fi link[C]//Proc of the 16th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2018: 350–361
- [76] Chi Guoxuan, Yang Zheng, Xu Jingao, et al. Wi-Drone: Wi-Fi-based 6-DoF tracking for indoor drone flight control[C]//Proc of the 20th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications and Services. New York: ACM, 2022: 56–68
- [77] Fadel A, Zach K, Dina K, et al. 3D tracking via body radio reflections[C]//Proc of the 11th USENIX Symp on Networked Systems Design and Implementation (NSDI'14). Berkeley, CA: USENIX Association, 2014: 317–329
- [78] Vasisht D, Kumar S, Katabi D N. Sub-nanosecond time of flight on commercial wi-fi cards[J]. *arXiv preprint*, arXiv: 1505.03446, 2015
- [79] Mao Wenguang, He Jian, Zheng Huihuang, et al. High-precision acoustic motion tracking[C]//Proc of the 22nd Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2016: 491–492
- [80] Liu Yunhao, Zhao Yiyang, Chen Lei, et al. Mining frequent trajectory patterns for activity monitoring using radio frequency tag arrays[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2012, 23(11): 2138–2149
- [81] Li Chenning, Liu Manni, Cao Zhichao. WiHF: Enable user identified gesture recognition with WiFi[C]//Proc of IEEE Conf on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2020). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 586–595
- [82] Wang Anran, Sunshine J E, Gollakota S. Contactless infant monitoring using white noise[C]//Proc of the 25th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 1–16
- [83] Adib F, Katabi D. See through walls with WiFi! [C]//Proc of the Conf of the ACM Special Interest Group on Data Communications. New York: ACM, 2013: 75–86
- [84] Huang D, Nandakumar R, Gollakota S. Feasibility and limits of wi-fi imaging[C]//Proc of the 12th ACM Conf on Embedded Network Sensor Systems. New York: ACM, 2014: 266–279
- [85] Adib F, Hsu C Y, Mao Hongzi, et al. Capturing the human figure through a wall[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2015, 34(6): 1–13
- [86] Kumar S, Gil S, Katabi D N, et al. Accurate indoor localization with zero start-up cost[C]//Proc of the 20th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2014: 483–494
- [87] Wu Dan, Gao Ruiyang, Zeng Youwei, et al. FingerDraw: Sub-wavelength level finger motion tracking with WiFi signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(1): 1–27
- [88] Wu Dan, Zhang Daqing, Xu Chenren, et al. WiDir: Walking direction estimation using wireless signals[C]//Proc of the 2016 ACM Int Joint Conf on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York: ACM, 2016: 351–362
- [89] Jiang Wenjun, Miao Chenglin, Ma Fenglong, et al. Towards environment independent device free human activity recognition[C]//Proc of the 24th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2018: 289–304
- [90] Li Shuheng, Chowdhury R R, Shang Jingbo, et al. UniTS: Short-time Fourier inspired neural networks for sensory time series classification[C]//Proc of the 19th ACM Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2021: 234–247
- [91] Zhang Yi, Zheng Yue, Qian Kun, et al. Widar3.0: Zero-effort cross-domain gesture recognition with Wi-Fi[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, 44(11): 8671–8688
- [92] Yao Shuochao, Piao A, Jiang Wenjun, et al. STFNet: Learning sensing signals from the time-frequency perspective with short-time Fourier neural networks[C]//Proc of the World Wide Web Conf. New York: ACM, 2019: 2192–2202
- [93] Zeng Yun Ze, Pathak P H, Mohapatra P. WiWho: WiFi-based person identification in smart spaces[C]//Proc of the ACM/IEEE Int Conf on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 1–12
- [94] Yu Nan, Wang Wei, Liu A X, et al. QGesture: Quantifying gesture distance and direction with WiFi signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(1): 1–23
- [95] Heba A, Moustafa Y, Khaled A H. WiGest: A ubiquitous WiFi-based gesture recognition system[C]//Proc of IEEE Conf on Computer Communications (INFOCOM2015). Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 1472–1480
- [96] Soltanaghaei E, Kalyanaraman A, Whitehouse K. Multipath T: Decimeter-level WiFi localization and orientation with a single unaided receiver[C]//Proc of the 16th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2018: 376–388

- [97] Abedi A, Dehbashi F, Mazaheri M H, et al. WiTAG: Seamless WiFi backscatter communication[C]//Proc of the Annual Conf of the ACM Special Interest Group on Data Communication on the Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communication. New York: ACM, 2020: 240–252
- [98] Xiong Jie, Jamieson K. ArrayTrack: A fine-grained indoor location system[C]//Proc of 10th USENIX Symp on Networked Systems Design and Implementation (NSDI'13). Berkeley, CA: USENIX Association, 2013: 71–84
- [99] Yang Lei, Chen Yekui, Li Xiangyang, et al. Tagoram: Real-time tracking of mobile RFID tags to high precision using COTS devices[C]//Proc of the 20th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2014: 237–248
- [100] Xie Lei, Wang Chuyu, Liu A X, et al. Multi-touch in the air: Concurrent micromovement recognition using RF signals[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2018, 26(1): 231–244
- [101] Wang Jue, Vasisht D, Katabi D. RF-IDraw: Virtual touch screen in the air using RF signals[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2015, 44(4): 235–246
- [102] Wang Ju, Xiong Jie, Jiang Hongbo, et al. D-Watch: Embracing “bad” multipaths for device-free localization with COTS RFID devices[C]//Proc of the 12th Int on Conf on Emerging Networking Experiments and Technologies. New York: ACM, 2016: 253–266
- [103] Chang Liqiong, Xiong Jie, Wang Ju, et al. RF-copybook: A millimeter level calligraphy copybook based on commodity RFID[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 1(4): 1–19
- [104] Wei Teng, Zhang Xinyu. mTrack: High-precision passive tracking using millimeter wave radios[C]//Proc of the 21st Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 117–129
- [105] Rowe A, Berges M, Rajkumar R. Contactless sensing of appliance state transitions through variations in electromagnetic fields[C]//Proc of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building. New York: ACM, 2010: 19–24
- [106] Tonolini F, Adib F. Networking across boundaries: Enabling wireless communication through the water-air interface[C]//Proc of the 2018 Conf of the ACM Special Interest Group on Data Communication. New York: ACM, 2018: 117–131
- [107] Yang Lei, Li Yao, Lin Qiongzhen, et al. Making sense of mechanical vibration period with sub-millisecond accuracy using backscatter signals[C]//Proc of the 22nd Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2016: 16–28
- [108] Duan Chunhui, Yang Lei, Lin Qiongzhen, et al. Robust spinning sensing with Dual-RFID-Tags in noisy settings[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(11): 2647–2659
- [109] He Yuan, Zheng Yilun, Jin Meng, et al. RED: RFID-Based eccentricity detection for high-speed rotating machinery[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(4): 1590–1601
- [110] Zhang Qinghua, Wang Yi, Cheng Guoquan, et al. Research on warehouse environment monitoring system based on wireless sensor network[C]//Proc of 2014 9th IEEE Conf on Industrial Electronics and Applications. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 1639–1644
- [111] Chen Ziyang, Yang Panlong, Xiong Jie, et al. TagRay: Contactless sensing and tracking of mobile objects using COTS RFID devices[C]//Proc of IEEE Conf on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2020). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 307–316
- [112] Liu Yutong, Jiang Landu, Kong L, et al. Wi-Fruit: See through fruits with smart devices[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(4): 1–29
- [113] Ha H, Leng Junshan, Khaddaj A, et al. Food and liquid sensing in practical environments using RFIDs[C]//Proc of 17th USENIX Symp on Networked Systems Design and Implementation (NSDI'20). Berkeley, CA: USENIX Association, 2020: 1083–1100
- [114] Huang Yongzhi, Chen Kaixin, Huang Yandao, et al. Vi-Liquid: Unknown liquid identification with your smartphone vibration[C]//Proc of the 27th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2021: 174–187
- [115] Feng Chao, Xiong Jie, Chang Liqiong, et al. WiMi: Target material identification with commodity wi-fi devices[C]//Proc of 2019 IEEE 39th Int Conf on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 700–710
- [116] Wu Chenshu, Zhang Feng, Wang Beibei, et al. mSense: Towards mobile material sensing with a single millimeter-wave radio[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(3): 1–20
- [117] Cao Yetong, Li Fan, Chen Huijie, et al. Guard your heart silently: Continuous electrocardiogram waveform monitoring with wrist-worn motion sensor[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2022, 6(3): 1–29
- [118] Sun Xiao, Qiu Li, Wu Yibo, et al. Sleepmonitor: Monitoring respiratory rate and body position during sleep using smartwatch[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 1–22
- [119] Wang Lei, Huang Kang, Sun Ke, et al. Unlock with your heart: Heartbeat-based authentication on commercial mobile phones[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(3): 1–22
- [120] Huang Chenyu, Chen Huangxun, Yang Lin, et al. BreathLive: Liveness detection for heart sound authentication with deep breathing[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(1): 1–25
- [121] Butkow K J, Dang Ting, Ferlini A, et al. hEART: Motion-resilient heart rate monitoring with in-ear microphones[C]//Proc of 2023 IEEE Int Conf on Pervasive Computing and Communications (PerCom). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 200–209
- [122] Zhang Yi, Hou Weiying, Yang Zheng, et al. VeCare: Statistical acoustic sensing for automotive In-cabin monitoring[C]//Proc of 20th USENIX Symp on Networked Systems Design and Implementation (NSDI'23). Berkeley, CA: USENIX Association, 2023: 1185–1200
- [123] Li Dong, Liu Jialin, Lee Sunghoon I, et al. FM-track: Pushing the



- limits of contactless multi-target tracking using acoustic signals[C]//Proc of the 18th Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2020: 150–163
- [124] Liu Jialin, Li Dong, Wang Lei, et al. BlinkListener: “listen” to your eye blink using your smartphone[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(2): 1–27
- [125] Fagelson M A, Martin F N. The Occlusion effect and ear canal sound pressure level[J]. *American Journal of Audiology*, 1998, 7(2): 50–54
- [126] Sun Xue, Xiong Jie, Feng Chao, et al. Earmonitor: In-ear motion-resilient acoustic sensing using commodity earphones[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2023, 6(4): 1–22
- [127] Cao Yetong, Cai Chao, Li Fan, et al. HeartPrint: Passive heart sounds authentication exploiting in-ear microphones[J]. *Heart (British Cardiac Society)*, 2023, 50(S1): S2
- [128] Han Feiyu, Yang Panlong, Yan Shaojie, et al. BreathSign: Transparent and continuous in-ear authentication using bone-conducted breathing biometrics[C]//Proc of IEEE Conf on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2023). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 1–10
- [129] Liu Xuefeng, Cao Jiannong, Tang Shaojie, et al. Contactless respiration monitoring via off-the-shelf WiFi devices[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 15(10): 2466–2479
- [130] Wang Hao, Zhang Daqing, Ma Junyi, et al. Human respiration detection with commodity wifi devices: Do user location and body orientation matter?[C]//Proc of the 2016 ACM Int Joint Conf on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York: ACM, 2016: 25–36
- [131] Liu Chen, Xiong Jie, Cai Lin, et al. Beyond respiration: Contactless sleep sound-activity recognition using RF signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 1–22
- [132] Ha Unsoo, Assana S, Adib F. Contactless seismocardiography via deep learning radars[C]//Proc of the 26th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2020: 1–14
- [133] Yang Zhicheng, Pathak P H, Zeng Yunze, et al. Vital sign and sleep monitoring using millimeter wave[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2017, 13(2): 1–32
- [134] Yu Bohan, Wang Yuxiang, Niu Kai, et al. Wi-Fi-Sleep: Sleep stage monitoring using commodity Wi-Fi devices[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(18): 13900–13913
- [135] Zhang Feng, Wu Chenshu, Wang Beibei, et al. SMARS: Sleep monitoring via ambient radio signals[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(1): 217–231
- [136] Lin Feng, Song Chen, Zhuang Yan, et al. Cardiac scan: A non-contact and continuous heart-based user authentication system[C]//Proc of the 23rd Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2017: 315–328
- [137] Liu Jian, Chen Yingying, Dong Yudi, et al. Continuous user verification via respiratory biometrics[C]//Proc of IEEE Conf on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2020). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1–10
- [138] Zhao Mingmin, Tian Yonglong, Zhao Hang, et al. RF-based 3D skeletons[C]//Proc of the 2018 Conf of the ACM Special Interest Group on Data Communication. New York: ACM, 2018: 267–281
- [139] Xue Hongfei, Ju Yan, Miao Chenglin, et al. mmMesh: Towards 3D real-time dynamic human mesh construction using millimeter-wave[C]//Proc of the 19th Annual Int Conf on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2021: 269–282
- [140] Xue Hongfei, Cao Qiming, Ju Yan, et al. M4esh: MmWave-based 3D human mesh construction for multiple subjects[C]//Proc of the 20th ACM Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2023: 391–406
- [141] Wang Ziqi, Sarker A, Wu J, et al. Capricorn: Towards real-time rich scene analysis using RF-vision sensor fusion[C]//Proc of the 20th ACM Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2023: 334–348
- [142] Depatla S, Buckland L, Mostofi Y. X-Ray vision with only WiFi power measurements using Rytov wave models[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(4): 1376–1387
- [143] Wang J, Dude K D. Dude, where's my card? RFID positioning that works with multipath and non-line of sight [C]//Proc of the ACM SIGCOMM 2013 Conf on SIGCOMM (SIGCOMM '13). New York: ACM, 2013: 51–62
- [144] Venkatesh S, Lu X, Sengupta K. Spatio-temporal modulated mm-Wave arrays for physical layer security and resiliency against distributed eavesdropper attacks[C]//Proc of the 5th ACM Workshop on Millimeter-Wave and Terahertz Networks and Sensing Systems. New York: ACM, 2021: 19–24
- [145] Meng Xuanqi, Liu Xiulong, Tong Xinyu, et al. Secur-Fi: A secure wireless sensing system based on commercial wi-fi devices[C]//Proc of Conf on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2023). 19th Annual Joint Conf of the IEEE Computer and Communications Societies. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 775–784
- [146] Lyu Bin, Hoang D T, Gong Shimin, et al. IRS-Based wireless Jamming attacks: When Jammers can attack without power[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(10): 1663–1667



**Li Xiangyang**, born in 1971. PhD, professor. IEEE fellow and ACM fellow. His main research interests include artificial intelligence of things (AIoT), privacy and security of AIoT, and data sharing and trading.

李向阳, 1971年生。博士, 教授。IEEE会士, ACM会士。主要研究方向为智能物联网(AIoT)、AIoT的隐私和安全、数据共享和交易。



**Shang Fei**, born in 1998. PhD candidate. His main research interests include wireless sensing systems and wireless networks.

尚飞, 1998年生。博士研究生。主要研究方向为无线感知系统和无线网络。



**Yan Yubo**, born in 1985. PhD, associate professor. His main research interests include Internet of things, wireless networks, intelligent sensing, and mobile computing.

闫宇博, 1985 年生. 博士, 副研究员. 主要研究方向为物联网、无线网络、智能感知、移动计算.



**Wang Shanyue**, born in 1998, PhD. His main research interests include low-power Internet of things and passive backscatter communication.

王山岳, 1998 年生. 博士. 主要研究方向为低功耗物联网、无源反射通信.



**Han Feiyu**, born in 1997. PhD. His main research interests include wireless sensing systems and wireless networks.

韩飞宇, 1997 年生. 博士. 主要研究方向为无线感知系统、无线网络.



**Chi Guoxuan**, born in 1997. PhD. His main research interests include wireless sensing and mobile computing.

迟国轩, 1997 年生. 博士. 主要研究方向为无线感知、移动计算.



**Yang Zheng**, born in 1983. PhD, associate professor. IEEE fellow. His main research interests include Internet of things, industrial Internet, and sensing and positioning.

杨 铮, 1983 年生. 博士, 副教授. IEEE 会士. 主要研究方向为物联网、工业互联网、传感和定位.



**Chen Xiaojiang**, born in 1973. PhD, professor. His main research interest includes RF-based sensing and performance issues in Internet of things.

陈晓江, 1973 年生. 博士, 教授. 主要研究方向为物联网中基于射频的传感和性能问题.