

基于 RFID 的无源物联网无线感知研究现状与发展趋势^{*}

黄宇红¹, 万鸿俊¹, 王楚豫², 王曦泽¹, 谢磊², 王晴¹, 魏颖慧¹, 李远航¹, 赵睿¹, 肖善鹏¹, 吴志强³



¹(中国移动通信有限公司研究院, 北京 100053)

²(计算机软件新技术全国重点实验室(南京大学), 江苏 南京 210023)

³(北京大学武汉人工智能研究院, 湖北 武汉 430205)

通信作者: 万鸿俊, E-mail: wanhongjun@chinamobile.com

摘 要: 基于 RFID 的无源物联网演进包括传统 UHF RFID (简称单点式或无源 1.0)、局域组网覆盖式 (简称组网式或无源 2.0) 和广域蜂窝覆盖式 (简称蜂窝式或无源 3.0) 这 3 个阶段, 基于无源物联网的无线感知具有零供电、低成本、易部署的特点, 可实现“可标记”“无限接近目标对象”的感知, 随着蜂窝无源物联网的兴起, 无源物联网无线感知将成为物联网泛在感知的重要支撑. 首先介绍无源物联网的概念和演进路线, 然后从感知原理出发, 面向定位跟踪、物品状态、人体行为、生命体征这 4 类典型感知目标分析无源物联网无线感知技术的最新研究进展, 鉴于当前大多数研究均采用传统 UHF RFID 商用设备获取信号特征进行数据处理, 最后结合无源物联网的演进从新架构、新空口、新能力这 3 个层面分析基于无源物联网的无线感知技术演进方向, 并从感知角度提出对新空口通感一体设计的思考, 以期在无源物联网无线感知技术研究提供新的思路.

关键词: 无源物联网; 无线感知; 射频识别

中图法分类号: TP393

中文引用格式: 黄宇红, 万鸿俊, 王楚豫, 王曦泽, 谢磊, 王晴, 魏颖慧, 李远航, 赵睿, 肖善鹏, 吴志强. 基于 RFID 的无源物联网无线感知研究现状与发展趋势. 软件学报, 2026, 37(1): 425-441. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7444.htm>

英文引用格式: Huang YH, Wan HJ, Wang CY, Wang XZ, Xie L, Wang Q, Wei YH, Li YH, Zhao R, Xiao SP, Wu ZQ. RFID-based Passive IoT Wireless Sensing Technology: Survey and Trends. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2026, 37(1): 425-441 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7444.htm>

RFID-based Passive IoT Wireless Sensing Technology: Survey and Trends

HUANG Yu-Hong¹, WAN Hong-Jun¹, WANG Chu-Yu², WANG Xi-Ze¹, XIE Lei², WANG Qing¹, WEI Ying-Hui¹, LI Yuan-Hang¹, ZHAO Rui¹, XIAO Shan-Peng¹, WU Zhi-Qiang³

¹(China Mobile Research Institute, Beijing 100053, China)

²(State Key Laboratory for Novel Software Technology (Nanjing University), Nanjing 210023, China)

³(PKU-Wuhan Institute for Artificial Intelligence, Wuhan 430205, China)

Abstract: The evolution of RFID-based passive Internet of Things (IoT) systems comprises three stages: traditional UHF RFID (also referred to as standalone or Passive 1.0), local area network-based coverage (networked or Passive 2.0), and wide-area cellular coverage (cellular or Passive 3.0). Wireless sensing in passive IoT is characterized by zero power consumption, low cost, and ease of deployment, enabling object tagging and close-proximity sensing. With the emergence of cellular passive IoT, passive IoT wireless sensing is playing an increasingly important role in enabling ubiquitous sensing within IoT systems. This study first introduces the concept and development path of passive IoT. Based on fundamental sensing principles, recent research advancements are reviewed across four representative objectives: localization and tracking, object status detection, human behavior recognition, and vital sign monitoring. Given that most

* 收稿时间: 2024-10-20; 修改时间: 2024-12-24, 2025-03-11; 采用时间: 2025-03-31; jos 在线出版时间: 2025-08-13
CNKI 网络首发时间: 2025-08-14

existing research relies on commercial UHF RFID devices to extract signal features for data processing, the development direction of passive IoT wireless sensing technology is further examined from the perspectives of new architecture, new air interface, and new capabilities. Moreover, this study offers reflections on the integration of communication and sensing in the design of next-generation air interfaces from a sensing-oriented perspective, aiming to provide new insights into the advancements in passive IoT wireless sensing technologies.

Key words: passive IoT; wireless sensing; radio frequency identification (RFID)

1 引言

“万物互联”和“泛在感知”是物联网技术的发展愿景,传统物联网架构分为设备层、网络层、服务层和应用层^[1],早期无线传感网技术^[2]和 4G、NB-IoT 等移动通信技术的发展聚焦于网络层,致力于为大规模部署的设备层传感器建立灵活可靠连接,然而专用传感器带来了大量的设备制造、部署和维护成本.无线感知技术利用发射或者环境中已有的无线信号,通过测量接收信号的时间、相位等参数变化实现对感知目标的状态识别,在一定程度上能够解决传感器部署的难题,典型技术主要分为基于雷达反射回波和基于信道状态变化两种模式.雷达根据发射波形的不同可分为脉冲、调频连续波(FMCW)和连续波这 3 种,脉冲雷达向感知目标周期性发射脉冲信号,通过测量脉冲经障碍物反射回来的时长判断目标距离,FMCW 雷达发射频率呈周期性线性变化的信号,通过测量障碍物回波频率与当前发射频率的差值计算传播时长从而判断目标距离,连续波雷达发射固定频率信号,通过测量障碍物回波频率并根据多普勒效应判断目标速度,无法判断目标距离.基于信道状态信息(channel state information, CSI)的感知是另一类无线感知机制,衰减、多径是影响信号传输的主要因素,信号传播范围内的环境变化会对信道状态产生影响,因此能够从 CSI 的变化中识别出环境中的人体动作行为、物体状态变化等,与雷达测距或测速不同,CSI 与感知目标间通常缺少确定性的物理关系,在感知数据分析上常需要使用基于统计或者 AI 的方法.

近年来,无线通信与无线感知正在走向融合,利用同一套设备乃至基于同一套空口协议同时实现通信和感知的功能是通信感知一体化^[3-5]的研究目标.5G 基站通过雷达和通信分时复用共用同一套硬件设备和频谱资源实现雷达的目标识别能力^[6],WiFi 设备通过基于接收信号 CSI 的分析实现收发区域内的人体动作、生命体征等检测功能^[7-9],UWB 设备通过发射脉冲信号可同时实现通信和脉冲测距^[10,11].下一代移动通信系统 6G 已将通信感知一体化技术作为重要组成部分,在频谱上包括 sub-6 GHz、毫米波、太赫兹、可见光,定义了 A 发自自收和 A 发 B 收的感知架构,涵盖了上述基于雷达和 CSI 的无线感知机制,基于一体化空口实现感知与通信的融合^[12].

广义无源物联网泛指终端无需电池供电的物联网系统,终端可从周围环境中通过射频、太阳能、振动等能量收集满足自身的能源需求,其中基于射频采能和反向散射机制的 UHF RFID 技术应用最为广泛.本文所指的无源物联网^[13]基于 RFID 技术,包括传统 UHF RFID (简称单点式或无源 1.0)、局域组网覆盖式(简称组网式或无源 2.0)和广域蜂窝覆盖式(简称蜂窝式或无源 3.0),组网式通过将读写器的收发分离克服单点式的自干扰问题从而有效提升识别距离,蜂窝式通过新的蜂窝架构和空口协议设计进一步提升覆盖范围并实现广域组网.无源物联网的特性为无线感知提供了新的思路,无源标签具有零供电、低成本、易部署的特点,一是标签具备基于反向散射通信的被识别能力支持“可标记”感知^[14],二是可无限接近感知目标提高无线感知信噪比^[15],三是可低成本贴附于感知目标形成感知阵列提升感知细粒度.当前无源物联网无线感知的研究工作主要是基于商用 UHF RFID 读写器开展,随着近年来组网式和蜂窝式无源物联网的发展,无源物联网有望成为广域覆盖的通信基础设施,支撑未来物联网无处不在的感知需求.

本文接下来将从无源物联网的无线感知原理展开,面向定位跟踪、物品状态、人体行为、生命体征这 4 类感知目标阐述无源物联网感知的最新研究进展,然后根据无源物联网的未来技术演进方向从新架构、新空口、新能力这 3 个层面分析无源物联网无线感知的未来发展趋势.

2 无源物联网概念

无源物联网是基于环境能量采集技术使用周围无线信号能量为终端(标签)自身供能,利用反向散射原理实

现节点间通信的技术^[16]。UHF RFID 作为无源物联网的代表性技术, 起源于 20 世纪 40 年代, 在 2010 年前后开始规模商用, 并形成了以 EPC Gen2 为主的技术标准体系。中国移动在面向万物互联的无源物联网技术白皮书^[13]中提出了无源物联网的未来演进路线, 包括单点式无源 1.0、组网式无源 2.0、蜂窝式无源 3.0 这 3 个发展阶段。

单点式无源 1.0 即为 UHF RFID 技术, 系统包含无源标签、读写器及管理平台这 3 部分, 读写器为收发一体结构, 向无源标签发射连续无线载波信号, 无源标签使用载波信号为自身供能, 并通过反向散射将发送数据调制到该载波信号上, 读写器同时接收标签反向散射的信号, 并将解调得到的数据上传到管理平台。由于收发路径相同, 系统存在较强的上下行自干扰, 限制了读写器和标签之间的通信距离, 覆盖范围在 10 m 以下。

组网式无源 2.0 将读写器从收发一体架构演进至收发分离, 系统将收发一体读写器分为激励器和接收器两个设备, 包括无源标签、接收器、激励器及管理平台这 4 部分, 激励器向无源标签发射连续无线载波信号, 转发来自接收器的指令数据给无源标签并给标签供能, 接收器负责接收标签的反向散射信号以及激励器的管理控制, 管理平台负责统一的业务流程管理以及多接收器的调度。系统的收发分离机制提高了发送、接收信号的空间隔离度, 降低了读写器的自干扰, 进而提升接收器对标签反射信号的接收灵敏度, 有效扩展系统覆盖范围, 标签和接收器之间的上行覆盖距离是无源 1.0 的 10 倍, 可达百米。

蜂窝式无源 3.0 将蜂窝网络与无源物联网进行结合, 充分利用蜂窝基础设施和授权频谱的优势, 复用蜂窝网络的广覆盖技术, 抑制系统自干扰和互干扰, 进一步提升通信距离, 增强运维管理能力。李源等人^[16]提出了蜂窝式无源物联网潜在的空白架构和网络架构, 空白架构包括蜂窝直连式、辅助供能式、中继收发一体式、中继分离激励式、中继分离接收式, 为未来蜂窝式系统部署提供多种选择, 网络架构将无源物联网业务统一纳入运营商网络整体集中式管理, 支持标签的全流程追踪以及认证、授权、计费等操作。

3 无源物联网无线感知研究现状

无源物联网技术正处于从单点式 (传统 UHF RFID, 以下简称 RFID) 向组网式和蜂窝式演进的阶段, 因此目前的无源物联网无线感知技术研究工作主要是基于单点式的收发一体商用 RFID 读写器 (如 ImpinJ Speedway R420) 开展, 面向不同的感知目标研究从系统部署、信号建模到数据分析算法的感知技术方案, 并不断拓展新型应用和感知极限。本节将从无源物联网无线感知系统架构出发, 分析主要感知目标下的当前研究进展。

3.1 系统架构及原理

无源物联网无线感知是基于信道状态信息的无线感知机制, 通过分析读写器上接收的无源标签反向散射的上行信号特征变化实现感知目标, 系统架构如图 1 所示, 感知数据是从读写器上获取的原始数据, 感知建模建立感知数据和基本现象的关联物理模型, 并根据物理模型提取感知特征, 感知计算对感知特征进行进一步数据分析从而实现不同的感知目标。

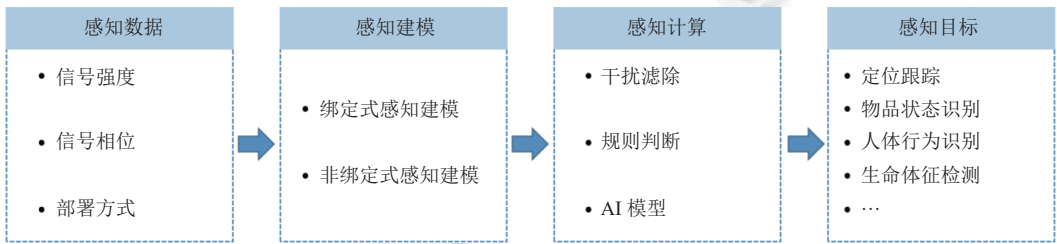


图 1 单点式无源物联网无线感知系统架构

在感知数据层面, 读写器发射单载波连续波信号 (以 920 MHz 为例, 波长约为 326 mm), 标签通过调整反射系数来编码上行数据, 信号从发射经过标签反向散射到接收的信号强度和信号相位会受到传播衰减、多径效应及标签状态的影响, 反映出标签以及周边人或物体的状态变化。因此, 当前无源物联网无线感知中, 能够从单标签获得的感知原始数据包括单载波的信号强度和信号相位, 可以由读写器在读取标签 EPC 的同时提供。单点式无源物联

网系统为收发一体架构, 读写器天线向无源标签发射无线信号并同时接收标签的反向散射信号, 在接收到标签 ID 信息同时获取接收信号的强度和相位, d 为读写器天线与标签的距离, λ 为无线信号波长.

接收信号强度 (RSS) 的物理模型^[17]为:

$$RSS = \frac{C_G \cdot C_M \cdot C_P \cdot \lambda^4}{(4\pi d)^4 \cdot \xi^2} P_{tx} \quad (1)$$

其中, P_{tx} 为读写器天线发射功率, C_G 为读写器和标签的天线增益, C_M 为标签的调制因子, C_P 为天线极化匹配度, ξ 为环境损失因子. 在读写器天线和标签位置固定、环境不变的理想情况下, RSS 与发射功率 P_{tx} 成正比, 与 d^4 成反比, 但在实际环境中, RSS 会受到标签朝向、弯曲程度以及环境多径的影响, 与距离的关系呈现了较大不确定性.

接收信号相位 (RSP) 的物理模型为:

$$RSP = \left(\frac{2d}{\lambda} \cdot 2\pi + C_0 \right) \bmod 2\pi \quad (2)$$

其中, C_0 为与设备相关的固有相位偏移, RSP 取值范围在 $0-2\pi$ 之间. RSP 在理想情况下随着距离 d 的增大在 $0-2\pi$ 之间呈现周期性变化, 在实际环境中主要受到环境多径的影响, 总体上比 RSS 具有更高的稳定性, 在感知的研究工作中得到了广泛应用.

另外, 面向不同的感知目标, 感知系统通过部署方式的设计能够有效增加感知数据的获取维度, 提升感知性能. 首先, 标签部署方式分为绑定式和非绑定式两种^[18], 绑定式感知是指在感知对象上张贴标签, 通过检测标签的位置、移动、状态来分析感知目标, 非绑定式感知是指在环境中固定位置张贴标签, 感知对象无需携带任何标签或其他感知设备, 通过识别感知对象对标签反向散射的信号影响来分析感知目标; 其次, 标签阵列部署方式也被广泛采用, 一是通过不同标签的空间关联性实现感知量检测 (如朝向) 以及干扰滤除, 二是叠加多个标签的单标签感知数据可提升数据的空间维度; 最后, 多天线部署方式从不同方向获取同一标签的感知数据, 用于面向感知目标的几何建模.

在感知建模层面, 物理模型将用于构建感知数据变化与基本物理状态的关联, 如信号相位与距离、方位的关系. 物理模型可分为绑定式感知和非绑定式感知两大类.

1) 绑定式感知

绑定式感知模式在感知对象上张贴标签, 标签会随着感知对象发生移动, 从而造成接收信号强度和相位发生变化, 如在人体上部署标签用于感知肢体运动, 在物体上部署标签用于感知位姿等. 到达角 (AOA) 模型通过双天线检测标签与天线的方向角度, 如图 2 所示, 由于标签与两个天线的距离不同, 标签反向散射的信号到达两个天线的信号具有相位差, 当标签与天线的距离比两天线间距离大得多时, 模型可以近似等效为信号平行入射至双天线, 标签方向角的物理模型为:

$$\theta = \arccos \left(\frac{\lambda(\varphi_1 - \varphi_2)}{2\pi d} \right) \quad (3)$$

其中, φ_1 为左侧天线接收信号相位, φ_2 为右侧天线接收信号相位, λ 为信号波长, d 为双天线间距. 为了避免相位整周模糊度问题, 需要满足 $|\varphi_1 - \varphi_2| < \pi$, 因此, 双天线间距应小于信号半波长, 否则将产生多个可能方向角.

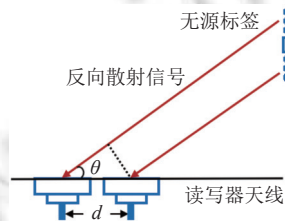


图 2 到达角模型

AOA 模型是二维平面上基于相位差识别方向角的基础模型, 基于此还可采用移动天线的方式模拟双天线及多天线对标签的方向和位置进行检测, Zhang 等人^[19]通过二维移动天线对标签进行三维定位, 并通过在单个物体

上张贴多标签来判断物体的摆放朝向. 另外, 基于不同标签以及不同天线的相位差, 大量研究工作通过针对部署方式下的特定空间特征建立几何模型实现感知目标, RF-Brush^[20]在棒状刚体上张贴线性标签阵列并相互垂直部署双天线, 建立了刚体位姿与标签阵列相位差的几何模型, RF-Kinect^[21]将标签阵列部署于人体肢体上, 建立了平行部署双天线下肢体运动与相位差的几何模型.

2) 非绑定式感知

非绑定式感知模式在感知环境中张贴标签, 标签位置固定不变, 通过检测感知对象对接收信号强度和相位的影响来实现感知目标, 如人员活动、手势移动等. 信号反射模型^[22]分析了感知对象的信号反射对接收信号强度和相位的影响, 如图 3 所示, 读写器天线发射信号经由静态路径和感知对象产生的反射路径到达标签, 再经由标签反向散射传播至天线, 由于标签和天线的位置均固定不变, 标签接收到的信号与天线接收到的反向散射信号存在固定的比例关系, 因此如图 4 所示, 接收信号可表示为:

$$S = S_{\text{FIX}} + S_{\text{MT}} = S_{\text{FIX}} + S_{\text{AM}} \cdot \frac{1}{d_{\text{MT}}^2} \cdot e^{j\theta_{\text{MT}}} \quad (4)$$

其中, S_{FIX} 为不存在感知对象时的天线经由静态路径 (包括 LOS 径及静态物体反射路径) 到达标签的信号, S_{MT} 为感知对象反射至标签的信号, 两者均为表示信号强度和相位的复数, 其计算关系如图 4 所示, S_{MT} 由于传播路径长度差异导致相位不同, 其方向沿着虚线圆周旋转, 造成 S 的信号强度以及相位差 $\Delta\theta$ 的变化. S_{AM} 为天线发射至感知对象的信号, S_{MT} 可进一步分解成 S_{AM} 经感知对象反射后到达标签的信号, 其与感知对象与标签的距离 d_{MT} 的平方成反比. 基于此模型, S_{FIX} 可在没有感知对象时测得, S_{AM} 当感知对象在某个位置时是不变量, 因此可分离出单个标签接收的 S_{MT} , 通过多标签阵列设计识别感知对象的位置.

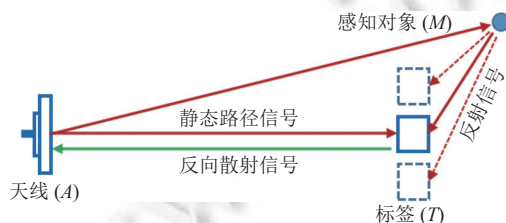


图 3 信号反射模型

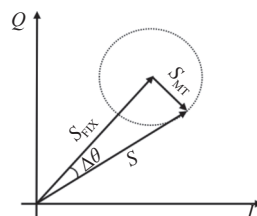


图 4 多径信号叠加

根据多径信号叠加机制, 菲涅尔模型^[23]进一步刻画了反射物体位置对接收信号的影响, 如图 5 所示, 以天线和标签位置为焦点的椭圆上的反射物体会产生相同长度的信号反射路径, 从而在接收端产生同样的信号变化, 反射路径长度从 LOS 路径长度开始以信号半波长 $\lambda/2$ 递增, 形成各菲涅尔区边界, 由于半波长的整数倍 $n\lambda/2$ 导致反射信号与 LOS 信号的相位差为 0 或者 π , 使得边界上的接收信号相位与 LOS 信号相同, 信号强度则强弱交替.

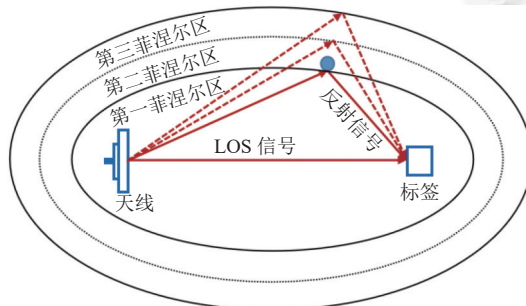


图 5 菲涅尔区模型

在感知计算和感知目标层面, 感知计算使用信号感知建模提取的感知特征做进一步的数据分析, 针对不同的感知目标设计对应的数据处理算法, 包括干扰滤除、规则判断、AI 模型等. 感知目标主要可以分为定位跟踪、物

品状态检测、人体行为识别和生命体征检测这 4 大类, 由于感知计算方法与不同感知目标间具有高度关联性, 如 RF-finger^[22]采用卡尔曼滤波进行轨迹跟踪和采用 CNN 进行手势识别, 因此第 3.2 节将从感知目标出发分析当前研究进展.

3.2 当前研究进展

基于上述感知基础原理和架构, 研究者们对于无源物联网在对于人和物上的各种感知目标也进行了充分的探索, 包括对人和物的定位和轨迹跟踪, 对物品运动和内部状态的检测、对人体运动和生命体征的检测等.

1) 定位跟踪

定位跟踪是无源物联网无线感知中最早开展研究的感知目标, 基于绑定式感知方法, 对携带标签的人或物体进行绝对位置的连续检测. 根据实现原理, 定位技术可分为基于几何测量、基于指纹特征、基于成像技术这 3 类^[24].

几何测量法分为基于传播时间、信号强度、信号相位这 3 种, 目的都是通过检测出标签与多个读写器天线的距离从而根据几何关系计算出标签绝对位置^[25,26], 由于商用读写器不支持传播时间的获取, 信号强度受环境因素影响波动较大, 无法直接从信号强度计算出距离, 只有基于信号相位的几何测量方法得到了广泛研究, 其使用读写器多个天线接收信号的相位差建立双曲线模型, 通过双曲线的交点确定标签位置^[27]. 当双天线之间的距离小于信号半波长时, 相位的整周模糊度问题得以避免, 相位差双曲线模型通常近似为 AOA 模型, 检测出目标方向, 并通过多个目标方向的交点确定目标位置^[28].

指纹特征法预先在感知环境中设置大量参考标签并获得参考标签的信号特征, 构建感知环境的指纹库, 在对感知对象进行定位时, 获取感知对象标签的信号特征, 经过与参考标签的比对识别出感知对象相对参考标签的位置. 早期典型研究工作 LANDMARC^[29]在环境中部署 n 个天线和多个参考标签, 读取待测标签和所有参考标签在 n 个天线下的信号强度, 计算每个参考标签与目标标签的各天线信号强度 n 维向量的欧氏距离, 选取欧氏距离最小的 1 个或多个参考标签进行位置加权从而得到目标标签的位置, 此后还有支持向量回归、神经网络等机器学习算法被用于目标标签的位置估计^[30-32]. 理论上, 参考标签的信号强度随着距离增加逐渐降低, 定位精度随着部署密集程度增大而升高. 但实际环境中标签的信号强度会受到标签朝向角度、标签天线性能、标签弯折程度等因素的影响, 定位精度将受到较大影响.

成像定位法基于合成孔径雷达 (SAR) 的思想, 对目标标签从多个不同方向盘存获得的感知数据, 通常通过移动天线在等距离间隔上多次盘存目标标签, 然后将待测空间划分为网格, 并基于空间几何关系和实测感知数据计算目标标签存在于各网格的概率置信度, 从而推测出目标标签位置. Miesen 等人^[33]使用移动天线获取的多个相位采样值, 构造空间概率密度图计算目标位置. Tagoram^[34]使用 4 个天线采集相位信息, 提出了差分增强全息图 (differential augmented hologram, DAH) 对移动目标进行定位跟踪. 基于此思想, 更多的滤波和数据驱动算法^[35-37]被提出来优化系统性能和复杂度. 该方法本质上是大量的盘存采样获得相比几何测量法的冗余数据, 并基于统计方法滤除采样数据受到噪声、硬件、多径等影响的不确定性, 通过计算高复杂度的代价换取更高的定位精度和更好的实际环境适应性.

定位跟踪的 3 种方法总结如表 1 所示.

表 1 定位跟踪研究工作比较

方法	代表工作	优势	劣势
几何测量法	文献[25-28]	系统部署简单, 计算开销小	受环境干扰影响很大
指纹特征法	文献[29-32]	通过部署参考标签克服环境干扰	部署复杂, 精度取决于标签密度, 缺乏连续定位结果
成像定位法	文献[33-37]	抗干扰能力强, 性能较稳定, 精度可达厘米级	需要运动或多个天线在不同位置采样, 部署复杂, 计算开销大

2) 物品状态检测

无源物联网用于物品状态检测的研究工作主要可以分为两类. 一是检测物品的运动状态, 如运动类别、朝向角度、旋转振动等, 一般采用绑定式感知方式, 将单个标签或标签阵列张贴在感知对象上, 通过标签位置、移动和形状带来的信号特征变化实现感知目标. 二是检测物品的内部状态, 如容器内液体容量和液体种类、液体泄漏等,

一般采用非绑定式感知方式, 将标签张贴在物品或容器表面, 感知过程中标签是静止且形状不变的, 通过标签周边近距离范围内环境对信号传播的影响实现感知目标。

物品运动类别检测可用于识别张贴了标签的门店商品是否被客户拿取, 从而评估商品的受关注程度。CBID^[38]基于商品上单个 RFID 标签的信号相位连续采样计算变化速度从而得到多普勒频移, 再通过检测多普勒频移的峰值判断商品是否被拿取, 在服装、眼镜、图书这 3 类店铺场景下综合精确度达到 97.78%。ShopMiner^[39]聚焦服装场景, 基于衣服被查看和被拿取两种行为对相邻衣服标签相位变化的不同影响, 通过计算目标衣服与相邻衣服在时间窗内的相位变化相关系数识别服装被查看和被拿取两种客户行为, 精确度为 92%。Wan 等人^[40]面向实际场景将标签总数增大至 1000, 基于信号强度的频率分析和信号相位与激励信号频段的相关关系提取特征, 使用随机森林和逻辑回归模型进行分类训练, 识别准确率在 90% 以上。物品朝向角度检测可用于仓库物品摆放情况的核查。RF-3DScan^[41]在方形货物 3 面上各张贴 2 个标签, 通过移动天线对标签进行持续扫描, 利用标签相位的时序关系判断其左右上下顺序, 利用相位斜率模型对标签的前后顺序进行判定, 最后基于标签对相对关系检测货物的摆放朝向, 误差为 4.08°。Spin-Antenna^[42]在网球拍平面上张贴 3-5 个标签, 通过单个旋转极化天线识别球拍的平移和旋转, 基于线性极化特性有效识别标签的空间方向并滤除多径干扰, 利用旋转特点读取不同朝向的标签, 进行空间阵列建模实现位置感知, 误差为 6.02°。Liu 等人^[43]面向工业流水线场景, 在货物单面线性张贴 3 个标签, 使用 3 个固定位置天线读取标签, 根据标签与天线的距离不同带来相位差计算货物朝向, 并使用主成分分析法滤除噪声, 误差为 4.89°。旋转及振动检测可用于工业异常监测等场景, 都是通过检测信号特征的高频周期性变化识别旋转或振动的频率。Tagbeat^[44]将 1 个标签张贴于旋转平台上, 基于标签读取时间的随机性, 利用压缩感知技术实现用较低的标签相位数据读写率感知高频旋转频率, 误差为 0.03%。Tagtwins^[45]通过双标签部署针对旋转底座振动、多径效应等干扰因素提高了检测鲁棒性, 并使用高斯插值对双标签的读取数据进行时间匹配, 在 670-2 067 RPM 的转速范围的最大误差为 0.42 Hz, 另一方面, RED^[46]根据旋转中相位值序列的分布极值判断旋转轴是否存在偏心, 精度为 93.6%。

物品内部状态检测可用于识别容器内液体类型、液位、滴速等和物体表面泄露、介电性质等。TagScan^[47]在环境中部署单天线和两个垂直的 8 标签阵列, 通过提取信号强度差和相位差的比值 RP-rate 为特征, 使用 KNN 分类器识别醋、可乐、酱油等 10 种液体, 准确率达到 94%。Zhao 等人^[48]将单个标签张贴在容器上, 天线在容器底部使得电磁波穿过容器中的液体高度, 根据信号相位和强度两个维度数据的变化使用 WKNN 算法区分水、醋、可乐、牛奶等 10 种液体, 准确率可达 99.4%。DropMonitor^[49]通过在输液瓶张贴两张标签分别用于感知和参考, 使用单天线利用两个标签的相位关系消除环境干扰, 通过相位的变化检测液面发生振动从而实现滴速检测, 误差小于 1%。Tajin 等人^[50]将两个标签纵向首尾相连张贴在输液袋上, 使用单天线获取标签信号强度与液位的变化趋势, 基于 GAM 等机器学习方法识别液位, 精度在 45°读取角度时达到最高, 91% 的情况下误差在 10% 以内。Li 等人^[51]将单个标签纵向粘贴于塑料瓶上, 使用单天线获取其最小激活功率 MRT, 并在相同距离部署一个参考标签, 获取两者最小激活功率差值 DMRT 来消除距离影响, 通过多项式拟合识别液位, 最高精度达到 95.55%。TwinLeak^[52]将标签贴附于棉质材料上, 基于浸水后 RSSI 和相位的变化检测液体泄露, 并利用双邻近标签的电感耦合效应增强信号特征, 检测精度达到 97.2%。Zhao 等人^[53]则使用单个标签, 基于在泄露前后的信号强度变化, 部署了 9 个待测容器形成标签阵列降低干扰并同时检测液体泄露。Nikitin 等人^[54]使用单标签, 基于贴附材料的介电常数对频率-最小激活功率关系曲线的影响, 利用 5 种已知介电常数的材料检测结果拟合曲线检测介电常数, 精度约为 15%。

物品状态检测的主要感知目标总结如表 2 所示。

3) 人体行为识别

人体行为识别按照不同部位和范围的活动可以分为两大类, 一是人体整体行为, 包括人体是否存在、站立、坐下、行走等, 二是人体肢体行为, 包括对人体四肢和手部的运动检测以及行为和手势识别。在技术实现上, 一方面采用绑定式感知方式, 由人体携带标签 (如穿带有 RFID 标签的衣物), 基于标签的移动以及多标签的相对位置和运动识别人体动作, 通常需要建立感知目标的几何模型进行数据计算; 另一方面采用非绑定感知方式, 在环境中部署位置不变的 RFID 标签 (如在墙上布置标签阵列), 通过分析人体运动导致的环境多径变化对信号特征的扰动识别人体动作、步态、手势等, 通常需要基于 AI 方法训练出信号特征与识别结果的关联。

表 2 物品状态检测研究工作比较

分类	感知目标	代表工作	技术方案	成果分析
物品运动状态	物品运动类别	文献[38-40]	标签贴附于物品, 基于相位随着物品移动的变化模式识别运动种类	精确度和环境普适性满足实用要求, 可与零售场景紧密结合, 但在零售商品密集程度下难以保证采样率
	物品摆放朝向	文献[41,43]	在物品上贴附标签阵列, 通过标签间的几何关系识别摆放朝向	与定位类似, 基于移动天线多次采样的方案抗干扰性较强, 适用于仓储场景
		文献[42]	极化天线与标签的夹角会影响信号特征, 通过旋转天线识别标签朝向	部署简单, 基于单天线单标签即可识别朝向, 但易受干扰, 普适性弱
	物品旋转振动	文献[44-46]	在旋转物品上贴附标签, 基于标签信号相位跟随旋转或振动的变化检测频率	在实验环境下已达较高精度, 但在实际场景上受到雷达和视觉技术的挑战
物品内部状态	容器液体类型	文献[47,48]	根据电磁波穿越不同类型液体时信号特征的变化模式识别液体类型	实验环境下精度较高, 但普适性较弱
	容器液位滴速	文献[49-51]	基于液位高低对信号特征的不同影响识别液位, 基于液体滴落产生的振动对信号的反射效应识别滴落事件	基于标签阵列的方案抗干扰性较好, 适用于医疗的输液管理, 但实际部署下采样距离和采样率较难满足
	容器液体泄露	文献[52,53]	基于标签浸水前后的信号特征变化识别泄露事件	在泄露检测上具备无源的独特优势, 但仍面临信号较弱易受干扰的问题

在基于绑定式感知的人体行为识别中, RF-Kinect^[21]在人体每段肢体上部署两个平行的 RFID 标签, 使用正对人体部署的双天线进行肢体运动追踪, 基于人体骨骼架构将标签绝对定位追踪问题转化为与关节角度相关的相对空间角度追踪问题, 利用多标签构建标签段 AOA 模型, 构建空间追踪感知模型估算人体各关节角度和位置, 误差为 8.7°和 4.4 cm. Lv 等人^[55]将 6 个标签张贴在人体头部、胸部、左腿和右腿上, 使用四天线采集标签信号强度, 结合无监督领域自适应技术, 构建 SVM、FCN 等分类模型识别下蹲、行走、跌倒等行为, 精确度为 90.8%. Wang 等人^[56]在人体多个关节处部署单标签, 获取每个标签的信号强度、相位、多普勒频移, 将数据输入图卷积网络对 21 种人体行为进行学习和分类, 精确度达到 97.63%. RF-glove^[57]在手套每个手指上粘贴单标签, 使用三天线采集标签信号相位, 设计了一套可迁移的模板生成方案, 针对不同位置的手势自适应生成匹配模板, 使用 DTW 算法对手势的信号变化进行匹配, 识别放大、缩小、旋转等 8 种手势, 精度为 92.1%.

在基于非绑定感知的人体行为识别中, 大量工作基于固定部署的标签阵列使用图像处理或 AI 技术识别人体行为, 如: TagSheet^[58]在床垫上部署 30×18 标签阵列, 获取标签信号强度的图像数据, 根据信号强度受到人体的影响, 基于特征规则和阈值的设计识别平躺、俯卧、侧躺等 6 种睡姿. RFitness^[59]在瑜伽垫上部署 3×9 标签阵列获取标签信号强度图像, 使用 11 层 CNN 识别 5 种瑜伽姿势. TagSee^[60]面向零售店的货架场景在墙上部署 29×4 标签阵列获取标签信号强度和相位图像, 并设计了 6 层深度神经网络识别人员购物行为. Zhao 等人^[61]在墙上部署 4×4 标签阵列获取标签信号强度和相位的图像时间序列, 根据相位差值的标准差峰值进行时间分段, 使用 STGCN 方法识别左转、右转、前进、后退等 12 种人体动作. LD-Recognition^[62]在课桌一侧部署 2×3 标签阵列, 通过另一侧部署单天线读取标签, 使用基于注意力机制的图卷积方法识别学生举左手、举右手、打瞌睡、拿书这 4 个课堂动作, 以上几项研究工作采用的是感知对象处于标签阵列和天线间的部署方式, 另外也有部分研究工作将感知对象置于标签阵列后方使得感知对象不会遮挡标签信号的 LOS 路径, 如: RF-finger^[22]在塑料箱垂直面上部署 5×7 标签阵列获取信号强度相位, 使用 KNN 算法检测手指的位置和移动轨迹并基于 CNN 识别手部动作. RFace^[63]使用 7×7 标签阵列, 使用 SVM 模型识别人脸形状进行身份认证. 在非绑定式的人员位置检测上, TomoID^[64]在房间四周 1.4 m 高处水平等间隔 16.37 cm (半波长) 部署标签, 采集信号强度相位和读取率, 基于 U-Net 设计神经网络架构, 训练生成位置概率图识别房间中人员走动位置, 精度为 17.1 cm.

人体行为识别的绑定式和非绑定式方法总结如表 3 所示.

4) 生命体征检测

基于 RFID 的生命体征感知范围主要为呼吸和心率, 其基本原理是通过 RFID 标签捕捉由人体呼吸和心跳造成的 LOS 路径或 NLOS 路径的信号变化, 从而感知呼吸与心跳. 成年人正常的静息呼吸率约为 12–20 bpm, 心率约为 50–90 bpm, 即人体的呼吸和心跳都是低频信号, 标签读取率远大于监控呼吸率和心率所需的奈奎斯特采样

频率, 因此足以捕捉呼吸与心跳频率信号. 呼吸导致的胸腔位移约 1 cm 到数厘米, 心跳导致的胸腔位移约 0.6 mm^[65], 频率与幅值上的差异使得同时采集的两种生命体征具有可分辨性.

表 3 人体行为识别研究工作比较

方法	代表工作	技术方案	成果分析
绑定式感知	文献 [21,55–57]	标签贴附于人体肢体、关节、手指等部位, 基于人体运动的标签运动导致的信号特征变化识别人体动作以及行为	相比雷达、视觉等具有基于标签的感知对象可标识性, 相比可穿戴式传感器具有免维护优势, 但同样面临采样率不足的问题, 实际场景还需进一步发掘
非绑定式感知	文献 [22,58–64]	在环境中部署标签阵列, 基于人体运动引起传播路径变化导致的信号特征变化识别人体行为	无需人体佩戴标签, 但也丢失了感知对象的可标识性, 相比雷达、视觉等技术优势不明显, 且技术方案多依赖特定环境下的 AI 样本学习, 环境普适性难以满足实际应用需求

基于 RFID 的呼吸心率检测主要包括接触式与非接触式两种模式. 接触式是指通过在胸部贴附 RFID 标签, 使得标签与读写器之间的 LOS 路径直接随胸腔运动而变化, 呼吸和心跳引起的胸部运动在某种意义上“调制”了贴附在身体上或附近 RFID 标签返回的反向散射信号. 当用户扩展胸部吸气时信号的传播路径变短, 相位值减小, 而与之相反, 呼气时相位值增大. 同时为了增强测量的鲁棒性、消除动态环境中的干扰, 许多工作通过构建物理模型, 分析生理特征信号与环境多径信号之间的异同, 利用信号分解等方法提取呼吸心跳信号, 相关方法包括 RM-Dynamic^[66]等. 也有一些工作采用了参考标签或标签阵列的方式来增强鲁棒性. Tag-Breathe^[67]和 RF-ECG^[68]从标签阵列中提取综合数据流提高了检测的准确性. RF-RMM^[69]利用前胸和后背的标签对消除动态干扰. 而非接触式则是将标签贴附在用户附近的位置, 不同于将标签直接贴在身体上, 分析 NLOS 路径中因胸腔运动引起的周期变化. 由于此时 LOS 距离保持不变, 接收信号中的静态路径信号分量远强于动态路径分量. 为此, 许多工作采用多个标签来避免某特定标签存在多径叠加后的相位矢量衰弱, 相关方法包括 CRH^[70]等.

总体来说, 绑定式呼吸心率感知能够充分利用穿戴在身体上的 RFID 标签构造阵列, 并利用其相对关系提升感知鲁棒性, 实现可标识的高精度呼吸心率感知, 但在周围存在人员走动时仍难以滤除干扰; 而非绑定式感知无需用户佩戴任何标签设备即可进行呼吸心率感知, 但是易受到周围环境噪声的干扰, 导致呼吸心率被噪声淹没, 影响最终的感知性能.

3.3 问题与挑战

目前基于无源物联网的无线感知研究工作主要是基于 ImpinJ 等商用 RFID 读写器进行, 读写器在读取标签 EPC 的同时也提供了相应的信号强度和相位用于故障诊断和系统调优, 正是设备的此项能力促进了 RFID 无线感知技术的研究工作, 并面向各种感知目标形成了大量研究成果, 但仍未出现典型的规模商用案例, 在落地商用上仍然面临着诸多技术挑战.

一是现有 RFID 设备采用的是收发一体架构, 上下行信号存在自干扰, 标签识别稳定性容易受到实际环境影响, 识别距离有限, 感知应用研究通常限制在 5 m 范围内, 且设备难以组网进行统一的调度协调, 影响了感知数据采样的稳定性以及感知应用的覆盖范围.

二是现有 RFID 设备的 EPC Gen2 协议面向的是标签识别能力, 并未考虑感知的技术需求. 如: 单载波提供的信号特征较为单一, 对环境变化的感知粒度不足; 标签读取是基于 ALOHA 防冲突的随机碰撞上报机制, 无法确保感知标签读取的采样间隔, 限制了实际应用场景下的感知精度.

三是在感知 AI 模型上, 研究工作通常基于特定环境开展数据采集及模型训练, 当迁移至实际应用中会受到环境干扰、模型泛化等因素的影响, 多数应用在部署阶段也无法满足重新采样训练的条件, 因此, 感知模型需要具备“开箱即用”的能力, 提升在实际行业需求环境下的实用性.

4 无源物联网无线感知发展趋势

4.1 新架构——组网式收发分离架构扩展感知模式

组网式无源物联网将读写器从单点式的收发一体分为发射器和接收器两类设备, 使得信号发送和接收路径不

同,有效降低系统上下行自干扰从而提升标签读取距离,并通过灵活的设备组网部署方式实现规模覆盖.对于无源物联网组网式架构下的无线感知,收发分离架构为感知系统的部署模式提供了更多的选择,如图6所示, T 节点为标签,红色箭头为发射信号,绿色箭头为反向散射信号.在单点式架构下, I 节点为收发一体读写器天线,感知部署模式分为单天线和多天线两种,多天线模式由单天线叠加构成,通过各自分时读取标签获取感知数据,基于天线部署的空间几何特性提取感知特征.在组网式架构下, Q 节点为发射器天线, R 节点为接收器天线,单点式架构下的单天线模式演变为单发单收模式,多天线模式演变为多发单收和单发多收两种基本模式,两者可再进一步叠加成多发多收的空间部署模式.

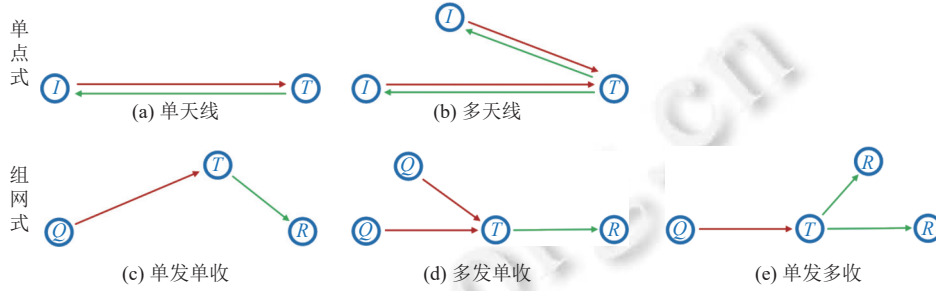


图6 组网式无源物联网感知模式

在单发单收模式下,如图7所示,接收信号强度的物理模型为:

$$RSS_{qr} = \frac{C_G \cdot C_M \cdot C_P \cdot \lambda^4}{(4\pi)^4 \cdot \xi^2 \cdot (d_q d_r)^2} P_{tx} \quad (5)$$

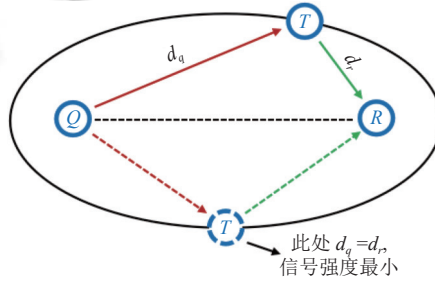


图7 单发单收感知模式的信号强度和相位

接收信号相位的物理模型为:

$$RSP_{qr} = \left(\frac{d_q + d_r}{\lambda} \cdot 2\pi + C_0 \right) \bmod 2\pi \quad (6)$$

其中, d_q 为发射器至标签的距离, d_r 为接收器至标签的距离.考虑图8中标签在当前位置附近移动的情况,信号相位与 $(d_q + d_r)$ 成正比并在 $0-2\pi$ 循环,经过标签位置的椭圆以 Q 和 R 为焦点,当标签向椭圆内移动时,相位减小,反之则增大.当标签在椭圆上移动时, $(d_q + d_r)$ 的值固定,则相位保持不变,信号强度与 $(d_q d_r)^2$ 成反比,随着标签在椭圆上移动呈现周期性变化,当 $d_q = d_r$ 时,信号强度到达最小值.与单点式架构无法识别标签在以读写器天线为圆心的圆上运动不同,收发分离架构可感知标签在二维平面下任何方向的移动,这一基础感知模型可用于单发多收等其他部署模式以及三维空间的感知建模中.

在多发单收和单发多收模式下,到达时间法(time of arrival, TOA)基于每一对 Q 和 R 形成多个椭圆,以多发单收模式为例,椭圆间的交点如图8所示,也可通过两对路径之差在两个 Q 之间形成双曲线,求解双曲线与其中一个椭圆的交点^[71].到达角法(AOA)与收发一体架构类似,通过在接收端计算两个传播路径的相位差,基于两个 Q (多发单收)或两个 R (单发多收)的部署位置检测标签方位.

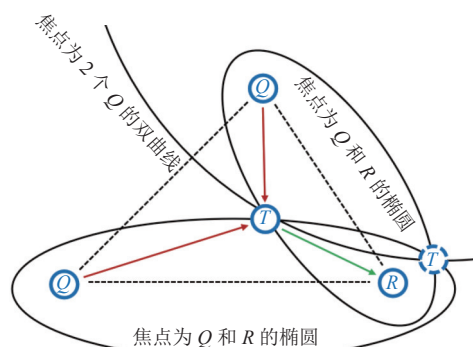


图8 多发单收感知模式

在多传播路径信号特征同步获取的问题上, 单点式架构的多天线模式由多个 T 节点分时读取标签获得, 组网式架构的多发单收模式由多个 Q 节点分时激励标签时获得, 均无法实现信号特征的同步获取。单发多收模式中由于多个 R 是处于同时接收状态, 感知系统可实现多个传播路径信号特征的同步获取, 对于行为识别、体征监测等感知对象移动较快的场景有望进一步提升感知性能。

未来基于收发分离组网式架构的感知部署以及模型构建在应用于不同感知目标时还有待继续发掘。蜂窝式无源物联网进一步将组网式架构与蜂窝网络基础设施相结合, 实现无源物联网系统的广域组网覆盖, 通过基站、中继节点、核心网网元的多节点协作为感知应用提供统一入口, 为物联网“泛在感知”提供了可能。

4.2 新空口——空口通感一体设计增强感知特征

现有的 UHF RFID 采用单载波和振幅键控调制方式, 基于 ALOHA 防冲突机制实现覆盖范围的无源标签标识读取, 现有空口协议是面向标签的反向散射通信能力设计, 在直接应用于感知时存在信号特征单一、感知采样不同步等问题。空口通感一体设计是基于一套设备硬件及空口协议同时实现通信和感知能力, 从而达到两者在频谱、信号、硬件的多层面融合, 因此, 无源物联网的新空口协议演进应面向通感一体, 在提升标签读取性能的同时, 从空口物理层波形到链路层协议进一步满足无线感知的性能需求。

在空口波形上, 现有的单载波系统对感知能力只能提供单个频点的反向散射信号强度和相位 (如 920.5 MHz), 若要获得不同频点下的信号特征, 则需要通过跳频的方式使用不同频点来读取标签, 但是此方法由于需要对标签进行多次分时读取, 不仅数据获取效率低, 而且无法实现对多个频点信号特征的同时采样。OFDM 的多载波机制可通过多个子载波的同时收发实现同时获取多个频点的感知信号特征, OFDM 是 4G、5G、WiFi 等无线通信技术使用的通信波形, 在技术和产业链上已经非常成熟, WiFi 感知已建立了较为成熟的基于 OFDM 波形多子载波信号强度和相位的 CSI 感知机制。考虑将 OFDM 应用于无源物联网, 无源标签对于 OFDM 波形信号的激励和反向散射与单载波区别不大, 因此现有标签可兼容 OFDM 波形, 虽然标签无法对 OFDM 的每个载波进行单独调制, 对标签的通信性能提升有限, 但其提供的多子载波信号特征则可进一步提升感知性能。Zhao 等人^[72]对基于 OFDM 的无源物联网感知进行了研究, 使用 125 kHz 子载波间隔, 针对美国、澳大利亚、中国、日本等国家在频段上的差异, 在 25 MHz、10 MHz、2 MHz 带宽下实现了标签读取并对比了液体分类、手势识别的感知效果, 表明 OFDM 多载波系统能有效提升感知性能, 且带宽越大感知性能越好。Li 等人^[73]基于标签在 OFDM 波形不同子载波频率下的反向散射特征差异, 为每个标签生成独特的标签指纹, 实现了名为 RCID 的标签认证系统。

在空口协议上, 现有的 ALOHA 防冲突协议基于所有标签生成随机数的碰撞来实现标签的盘点, 目前的感知研究工作也都是使用此机制“尽力而为”的随机获取所有的感知标签信号特征, 这套机制在直接应用于感知中会存在数据上报时序不稳定、与标签盘点业务无法协调等问题。因此, 空口协议应面向感知进一步优化, 针对感知业务设计专用模式, 一是支持感知标签的定时读取和确定性顺序上报, 使得感知标签信号特征的采样率和采样间隔准确度可以在运行时得到有效保证, 从而可以在系统设计阶段明确采样率并基于此设计基于信号特征的数据分析算法。二是支持感知标签与普通标签在读取时序上的协调调度, 使得普通标签读取可以在感知标签定时读取的间隙中进行, 从而

可以解决实际落地项目中存在的感知业务需要与盘点业务共存的问题,支持无源物联网感知业务的落地商用。

4.3 新能力——面向 AI 泛化、微状态、多模态融合拓展感知新能力

无源物联网的新架构和空口设计主要是针对无线感知性能的提升,此外,随着 AI 算法模型、无源物联网信号传播模型研究的发展,无源物联网无线感知也将进一步拓展新的感知能力,主要是在基于 AI 算法的感知、微状态感知、多模态融合感知这 3 个方面。

在基于 AI 算法的感知方面,许多感知技术通过使用神经网络、大小模型等挖掘无线信号内深层次的特征,进行目标相应特征的感知识别。相比于传统的模型感知方法,当前先进的机器学习方法能够利用数据关联特性,挖掘数据的深层特征关系,进行感知目标与接收信号特征之间的关联映射。例如,Zhao 等人^[74]提出了一个面向射频场强的神经网络模型框架 NeRF²,该模型能够对环境内射频信号的变化进行准确建模,通过对环境内的无线信号进行小样本训练,该系统能够有效预测出环境中各个位置的信号特征,该框架有助于在复杂环境下进行准确的室内定位以及行为感知。Wang 等人^[22]利用信号反射模型提取手指对标签阵列的信号反射特征,并构造二维特征图,使用卷积神经网络对二维特征图进行识别分类,实现手势的轨迹追踪和识别。但是,基于 AI 算法的技术,受限于无线感知数据标记样本少、感知环境多样性、感知场景动态性以及感知目标差异性问题,其在真实环境下的感知泛化能力是未来需要进一步解决的问题。

在微状态感知方面,当前主流的感知技术依然关注目标定位、轨迹追踪、行为感知等厘米级粗粒度的感知应用,而在毫米级、亚毫米级的细粒度感知中鲜有研究。近年来,随着无线感知技术的飞速发展,对目标进行细粒度的感知成为新一个重要的感知热点。例如,Li 等人^[75]通过分析 RFID 标签的谐波反向散射信号来检测高频和微小的机械振动,显著提高了振动检测的灵敏度和准确性,为振动监测提供了一种成本效益高的解决方案。Wang 等人^[76]利用环境中的 RFID 标签,实现对音响声音的窃听,他们通过新型的信号模型放大振动信号影响,并利用对抗生成模型进行音频补全,实现了人声的窃听与还原。另外,将无源标签天线与传感材料结合,基于天线的阻抗变化可实现新型感知能力,Gastag^[77]将气敏材料集成至标签天线,使得标签阻抗会随着 CH₄、CO₂、CO 等气体浓度发生变化从而影响标签信号相位,建立了标签相位与气体浓度的对应关系,在 CO 气体上实现了 3 ppm 浓度误差。Cyclops^[78]面向人体眼压检测将纳米材料集成至天线中作为压力传感单元,使得天线阻抗会随着压力不同而改变,基于 Magnus S3 标签芯片的自调谐功能识别出 9 bit 的天线阻抗数据,将标签佩戴在眼球上检测人体眼压,测量误差可达 1 mmHg 以下。目前,面向微状态感知的技术依然处在萌芽阶段,如何进一步挖掘无线信号在不同微状态下的感知能力,以及如何设计新型标签天线进行更精确和多样的感知,是未来的重要感知趋势。

在多模态融合方面,由于 RFID 技术的自身局限性,其感知能力及鲁棒性在实际应用中会受到诸多限制,多模态融合将其与 IMU、视觉等其他感知方法在数据层面融合,将多种传感器的结果进行匹配结合,进一步扩展新的感知能力边界。Vena 等人^[79]将 UHF RFID 与惯性单元 IMU 相结合,成功实现了博物馆内游客位置的实时监控,该系统利用放置在展品附近的 RFID 标签以及游客携带的含 IMU 的 RFID 读写器,通过分析 RFID 信号强度和磁力计方向信息,精确追踪游客的游览路径,从而深入了解游客对不同展品的关注度。Xie 等人^[80]提出了将 RFID 技术与视频感知技术相结合的增强现实感知方案,该方案通过视频定位技术与无线定位技术将视频感知到的目标个体与标签进行匹配,并将二者的信息进行结合,通过标签内部用户区存储的相关目标个性信息来丰富视频中目标的状态,在增强现实的场景下实现目标个性特征的所见即所得。当前,多模态融合感知的研究依然处于萌芽阶段,各个模态信号之间的融合技术也主要依赖神经网络与机器学习,未来如何进一步挖掘各个模态的特征进行融合增强,依然是无线感知中的一个重要方向。

无源物联网无线感知新能力研究方向总结如表 4 所示。从感知方法层面,基于 AI 算法的感知技术随着神经网络、大模型的兴起,受到越来越多学者的关注,但在面对开放环境下无线感知的信号动态性、场景多样性等问题缺乏探讨,如何利用少量的无线感知样本进行鲁棒感知是未来亟待解决的问题之一。从感知目标层面,微状态感知因为其感知精度较高,成为研究者们逐渐关注的方向,目前主要集中在周期性振动信号的感知,而面向未来更加复杂的场景,如何探索其他微状态感知的能力与性能,是提升射频信号感知能力的一个重要问题。最后,从感知框架层面,充分挖掘多个模态的感知优势进行互补融合是未来的一大趋势,目前基于 RFID 的多模态感知技术主要利用视频技术对 RFID 感知结果进行辅助,如何有效挖掘不同模态的优势进行融合感知是未来感知框架研究中的一个重点问题。

表 4 无线感知新能力研究方向比较

研究方向	现状	趋势
基于AI算法的感知	利用现有神经网络技术解决感知中的识别追踪问题	面向开放环境下, 无线信号存在多样性、动态性, 无线数据存在小样本、难采集的问题, 针对性设计新型网络结构进行解决
微状态感知	当前主要关注毫米级的振动感知, 利用振动带来的相位变化, 对周期性振动信号进行推测	面向复杂场景下的其他微状态感知进行探索研究, 挖掘射频信号在不同类型的微状态感知中的能力
多模态融合感知	主要利用视觉技术对射频感知进行辅助与补充, 利用二者的优势进行互补型感知	将多种不同的感知模态进行有机结合, 利用多个模态之间的特点进行融合互补

5 总结与展望

基于 RFID 的无源物联网正处于从传统 UHF RFID 向局域组网覆盖式和广域蜂窝覆盖式演进的阶段, 有望以“标识”为核心构建“万物互联”的基础底座. 基于无源物联网的无线感知则以其标识能力为基础, 进一步将无源标签作为传感器, 通过标签反向散射的信号特征变化来感知标签自身及其周边状态, 有效结合了标识和感知形成“可标记感知”能力, 在定位跟踪、物品状态、人体行为、生命体征等感知目标上均展现出特有的应用价值. 未来, 随着无源物联网技术、架构和标准协议的演进, 其无线感知能力将逐步克服感知范围小、采样稳定性不足、感知协议不完善等问题, 并在 AI 感知算法、微状态感知、多模态融合等方面拓展感知能力边界, 进一步提升无源物联网一网多能的“可标记感知”能力, 成为物联网“泛在感知”的重要组成部分.

References

[1] ITU-T. Y.4000 overview of the Internet of Things. 2012. <https://www.itu.int/rec/T-REC-Y.2060-201206-I/en>

[2] Kumar SAA, Ovsthus K, Kristensen LM. An industrial perspective on wireless sensor networks—A survey of requirements, protocols, and challenges. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2014, 16(3): 1391–1412. [doi: 10.1109/SURV.2014.012114.00058]

[3] Liu F, Cui YH, Masouros C, Xu J, Han TX, Eldar YC, Buzzi S. Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1728–1767. [doi: 10.1109/JSAC.2022.3156632]

[4] Cui YH, Liu F, Jing XJ, Mu JS. Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: Applications, trends, and challenges. *IEEE Network*, 2021, 35(5): 158–167. [doi: 10.1109/MNET.010.2100152]

[5] Gao F, Wang WJ, Liu JG, Xu CJ, Xu WY, Xu XG, Cai LY. Research and challenges of integrated sensing and communication. *Mobile Communications*, 2022, 46(5): 45–51 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1006-1010.2022.05.007]

[6] IMT-2020(5G) Promotion Group. 5G-advanced integrated sensing and communication air interface technical report. 2024 (in Chinese with English abstract). <https://www.baogaopai.com/article-91153-1.html>

[7] Wang ZJ, Jiang KK, Hou YS, Dou WW, Zhang CM, Huang ZH, Guo YJ. A survey on human behavior recognition using channel state information. *IEEE Access*, 2019, 7: 155986–156024. [doi: 10.1109/ACCESS.2019.2949123]

[8] He Y, Chen Y, Hu Y, Zeng B. WiFi vision: Sensing, recognition, and detection with commodity MIMO-OFDM WiFi. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(9): 8296–8317. [doi: 10.1109/JIOT.2020.2989426]

[9] Zhang DQ, Zhang FS, Wu D, Niu K, Wang XZ, Yao J, Jiang DJ, Qin F. Design of CSI-based integrated sensing and communication: Issues, challenges and prospects. *Mobile Communications*, 2022, 46(5): 9–16 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1006-1010.2022.05.002]

[10] Gezici S, Tian Z, Giannakis GB, Kobayashi H, Molisch AF, Poor HV, Sahinoglu Z. Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(4): 70–84. [doi: 10.1109/MSP.2005.1458289]

[11] Saddik GN, Singh RS, Brown ER. Ultra-wideband multifunctional communications/radar system. *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, 2007, 55(7): 1431–1437. [doi: 10.1109/TMTT.2007.900343]

[12] IMT-2030(6G) Promotion Group. Integrated sensing and communication technical report. 2nd ed., 2022 (in Chinese). <https://max.book118.com/html/2024/0724/7025132056006136.shtm>

[13] China Mobile. White paper of passive IoT technique for Internet of everything. 2022 (in Chinese with English abstract). <https://www.sgpjbg.com/baogao/101045.html>

[14] Xie L, Wang CY, Bu YL, Ning JY, Lu SL. From identification to sensing: RFID-based tagged passive sensing. *Communications of CCF*, 2021, 17(2): 19–27 (in Chinese with English abstract).

- [15] Zhang D, Gao R, Wang X, Niu K. Sensing SNR: The key to discover ubiquitous wireless sensing mechanisms. *Communications of CCF*, 2024, 20(3): 10–15 (in Chinese with English abstract).
- [16] Li Y, Zhang YL, Ding Y, Ma S, Xiao SP, Xiao JM, Li J. Research progress and evolution prospect of passive Internet of Things communication. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2023, 7(3): 15–23 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00315](https://doi.org/10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00315)]
- [17] Wang J, Chang LQ, Abari O, Keshav S. Are RFID sensing systems ready for the real world? In: *Proc. of the 17th Annual Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services*. Seoul: ACM, 2019. 366–377. [doi: [10.1145/3307334.3326084](https://doi.org/10.1145/3307334.3326084)]
- [18] Wang CY, Xie L, Zhao YC, Zhang DQ, Ye BL, Lu SL. Survey on RFID-based battery-less sensing. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2022, 33(1): 297–323 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: [10.13328/j.cnki.jos.006344](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.006344)]
- [19] Zhang Y, Xie L, Bu YL, Wang Y, Wu J, Lu SL. 3-dimensional localization via RFID tag array. In: *Proc. of the 14th IEEE Int'l Conf. on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*. Orlando: IEEE, 2017. 353–361. [doi: [10.1109/MASS.2017.22](https://doi.org/10.1109/MASS.2017.22)]
- [20] Gong YY, Xie L, Wang CY, Bu YL, Lu SL. RF-Brush: 3D human-computer interaction via linear tag array. In: *Proc. of the 15th IEEE Int'l Conf. on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*. Chengdu: IEEE, 2018. 290–298. [doi: [10.1109/MASS.2018.00051](https://doi.org/10.1109/MASS.2018.00051)]
- [21] Wang CY, Liu J, Chen YY, Xie L, Liu HB, Lu S. RF-Kinect: A wearable RFID-based approach towards 3D body movement tracking. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(1): 41. [doi: [10.1145/3191773](https://doi.org/10.1145/3191773)]
- [22] Wang CY, Liu J, Chen YY, Liu HB, Xie L, Wang W, He BB, Lu SL. Multi-touch in the air: Device-free finger tracking and gesture recognition via COTS RFID. In: *Proc. of the 2018 IEEE Conf. on Computer Communications*. Honolulu: IEEE, 2018. 1691–1699. [doi: [10.1109/INFOCOM.2018.8486346](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2018.8486346)]
- [23] Wang H, Zhang DQ, Ma JY, Wang YS, Wang YX, Wu D, Gu T, Xie B. Human respiration detection with commodity WiFi devices: Do user location and body orientation matter? In: *Proc. of the 2016 ACM Int'l Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing*. Heidelberg: ACM, 2016. 25–36. [doi: [10.1145/2971648.2971744](https://doi.org/10.1145/2971648.2971744)]
- [24] Qian HY, Li Y, Wang Q, Wang YM, Xiao SP. Passive IoT-based positioning technology development status and evolutionary trends. *Telecommunications Science*, 2024, 40(7): 96–107 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.11959/j.issn.1000-0801.2024085](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-0801.2024085)]
- [25] Xiong TW, Liu JJ, Yang YQ, Tan X, Min H. Design and implementation of a passive UHF RFID-based real time location system. In: *Proc. of the 2010 Int'l Symp. on VLSI Design, Automation and Test*. Hsinchu: IEEE, 2010. 95–98. [doi: [10.1109/VDAT.2010.5496700](https://doi.org/10.1109/VDAT.2010.5496700)]
- [26] Zhang L, Zhang T, Shin HS. An efficient constrained weighted least squares method with bias reduction for TDOA-based localization. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(8): 10122–10131. [doi: [10.1109/JSEN.2021.3057448](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3057448)]
- [27] Nikitin PV, Martinez R, Ramamurthy S, Leland H, Spiess G, Rao KVS. Phase based spatial identification of UHF RFID tags. In: *Proc. of the 2010 IEEE Int'l Conf. on RFID*. Orlando: IEEE, 2010. 102–109. [doi: [10.1109/RFID.2010.5467253](https://doi.org/10.1109/RFID.2010.5467253)]
- [28] Zhou JR, Zhang HJ, Mo LF. Two-dimension localization of passive RFID tags using AOA estimation. In: *Proc. of the 2011 IEEE Int'l Instrumentation and Measurement Technology Conf*. Hangzhou: IEEE, 2011. 1–5. [doi: [10.1109/IMTC.2011.5944170](https://doi.org/10.1109/IMTC.2011.5944170)]
- [29] Ni LM, Liu YH, Lau YC, Patil AP. LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID. In: *Proc. of the 1st IEEE Int'l Conf. on Pervasive Computing and Communications*. Fort Worth: IEEE, 2003. 407–415. [doi: [10.1109/PERCOM.2003.1192765](https://doi.org/10.1109/PERCOM.2003.1192765)]
- [30] Xu H, Wu MX, Li P, Zhu F, Wang RC. An RFID indoor positioning algorithm based on support vector regression. *Sensors*, 2018, 18(5): 1504. [doi: [10.3390/s18051504](https://doi.org/10.3390/s18051504)]
- [31] Wen QG, Liang YC, Wu CG, Tavares A, Han XS. Indoor localization algorithm based on artificial neural network and radio-frequency identification reference tags. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(12): 1–12. [doi: [10.1177/1687814018808682](https://doi.org/10.1177/1687814018808682)]
- [32] Wu X, Deng FM, Chen ZB. RFID 3D-LANDMARC localization algorithm based on quantum particle swarm optimization. *Electronics*, 2018, 7(2): 19. [doi: [10.3390/electronics7020019](https://doi.org/10.3390/electronics7020019)]
- [33] Miesen R, Kirsch F, Vossiek M. Holographic localization of passive UHF RFID transponders. In: *Proc. of the 2011 IEEE Int'l Conf. on RFID*. Orlando: IEEE, 2011. 32–37. [doi: [10.1109/RFID.2011.5764633](https://doi.org/10.1109/RFID.2011.5764633)]
- [34] Yang L, Chen YK, Li XY, Xiao CW, Li M, Liu YH. Tagoram: Real-time tracking of mobile RFID tags to high precision using COTS devices. In: *Proc. of the 20th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Maui: ACM, 2014. 237–248. [doi: [10.1145/2639108.2639111](https://doi.org/10.1145/2639108.2639111)]
- [35] Wu HB, Tao B, Gong ZY, Yin ZP, Ding H. A fast UHF RFID localization method using unwrapped phase-position model. *IEEE Trans. on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(4): 1698–1707. [doi: [10.1109/TASE.2019.2895104](https://doi.org/10.1109/TASE.2019.2895104)]
- [36] Tzitzis A, Chatzistefanou AR, Yioultsis TV, Dimitriou AG. A real-time multi-antenna SAR-based method for 3D localization of RFID tags by a moving robot. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, 2021, 5(2): 207–221. [doi: [10.1109/JRFID.2021.3070409](https://doi.org/10.1109/JRFID.2021.3070409)]
- [37] Gareis M, Fenske P, Carlowitz C, Vossiek M. Particle filter-based SAR approach and trajectory optimization for real-time 3D UHF-RFID tag localization. In: *Proc. of the 2020 IEEE Int'l Conf. on RFID*. Orlando: IEEE, 2020. 1–8. [doi: [10.1109/RFID49298.2020.9244917](https://doi.org/10.1109/RFID49298.2020.9244917)]
- [38] Han JS, Ding H, Qian C, Xi W, Wang Z, Jiang ZP, Shangguan LF, Zhao JZ. CBID: A customer behavior identification system using

- passive tags. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, 2016, 24(5): 2885–2898. [doi: [10.1109/TNET.2015.2501103](https://doi.org/10.1109/TNET.2015.2501103)]
- [39] Zhou ZM, Shanguan LF, Zheng XL, Yang L, Liu YH. Design and implementation of an RFID-based customer shopping behavior mining system. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, 2017, 25(4): 2405–2418. [doi: [10.1109/TNET.2017.2689063](https://doi.org/10.1109/TNET.2017.2689063)]
- [40] Wan CY, Tanriver C, Shah RC. Capturing customer browsing insights through RFID tag motion detection in high tag density environments. In: *Proc. of the 2020 IEEE Int'l Conf. on RFID*. Orlando: IEEE, 2020. 1–8. [doi: [10.1109/RFID49298.2020.9244868](https://doi.org/10.1109/RFID49298.2020.9244868)]
- [41] Bu YL, Xie L, Gong YY, Liu J, He BB, Cao JN, Ye BL, Lu SL. RF-3DScan: RFID-based 3D reconstruction on tagged packages. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2021, 20(2): 722–738. [doi: [10.1109/TMC.2019.2943853](https://doi.org/10.1109/TMC.2019.2943853)]
- [42] Wang CY, Xie L, Wu JY, Zhang KY, Wang W, Bu YL, Lu SL. Spin-Antenna: Enhanced 3D motion tracking via spinning antenna based on COTS RFID. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2024, 23(2): 1347–1365. [doi: [10.1109/TMC.2023.3236360](https://doi.org/10.1109/TMC.2023.3236360)]
- [43] Liu HC, Meng ZZ, Xu JR, Li CX, Li Z, Gao N, Zhang ZH. Simultaneous detection of the orientation and position of moving objects with simple RFID array for industrial IoT applications. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(17): 28752–28764. [doi: [10.1109/JIOT.2024.3403195](https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3403195)]
- [44] Yang L, Li Y, Lin QZ, Jia HY, Li XY, Liu YH. Tagbeat: Sensing mechanical vibration period with COTS RFID systems. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, 2017, 25(6): 3823–3835. [doi: [10.1109/TNET.2017.2769138](https://doi.org/10.1109/TNET.2017.2769138)]
- [45] Duan CH, Yang L, Jia HY, Lin QZ, Liu YH, Xie L. Robust spinning sensing with dual-RFID-tags in noisy settings. In: *Proc. of the 2018 IEEE Conf. on Computer Communications*. Honolulu: IEEE, 2018. 855–863. [doi: [10.1109/INFOCOM.2018.8486312](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2018.8486312)]
- [46] He Y, Zheng YL, Jin M, Yang SZ, Zheng XL, Liu YH. RED: RFID-based eccentricity detection for high-speed rotating machinery. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2021, 20(4): 1590–1601. [doi: [10.1109/TMC.2019.2962770](https://doi.org/10.1109/TMC.2019.2962770)]
- [47] Wang J, Xiong J, Chen XJ, Jiang HB, Balan RK, Fang DY. TagScan: Simultaneous target imaging and material identification with commodity RFID devices. In: *Proc. of the 23rd Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Snowbird: ACM, 2017. 288–300. [doi: [10.1145/3117811.3117830](https://doi.org/10.1145/3117811.3117830)]
- [48] Zhao L, Xu JR, Yao YJ, Huang S. Liquid material identification based on RFID passive sensing and machine learning. In: *Proc. of the 2023 Int'l Conf. on Artificial Intelligence of Things and Systems*. Xi'an: IEEE, 2023. 79–85. [doi: [10.1109/AIoT Sys58602.2023.00033](https://doi.org/10.1109/AIoT Sys58602.2023.00033)]
- [49] Lin YC, Xie L, Wang CY, Bu YL, Lu SL. DropMonitor: Millimeter-level sensing for RFID-based infusion drip rate monitoring. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(2): 72. [doi: [10.1145/3463496](https://doi.org/10.1145/3463496)]
- [50] Tajin MAS, Hossain MS, Mongan WM, Dandekar KR. Passive UHF RFID-based real-time intravenous fluid level sensor. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(3): 3863–3873. [doi: [10.1109/JSEN.2023.3342129](https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3342129)]
- [51] Li BB, Wang Y, Zhao YQ, Liu WY. Enabling fine-grained residual liquid height estimation with passive RFID tags. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(17): 20159–20168. [doi: [10.1109/JSEN.2023.3295842](https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3295842)]
- [52] Guo JC, Wang T, He Y, Jin M, Jiang CK, Liu YH. TwinLeak: RFID-based liquid leakage detection in industrial environments. In: *Proc. of the 2019 IEEE Conf. on Computer Communications*. Paris: IEEE, 2019. 883–891. [doi: [10.1109/INFOCOM.2019.8737621](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2019.8737621)]
- [53] Zhao Y, Li XL, Zhang L. RFID based item-level leaking sensing in densely deployed environments. In: *Proc. of the 4th Int'l Conf. on Information Science, Parallel and Distributed Systems*. Guangzhou: IEEE, 2023. 509–512. [doi: [10.1109/ISPDS58840.2023.10235521](https://doi.org/10.1109/ISPDS58840.2023.10235521)]
- [54] Nikitin P, Brewster M, Kim J, Rao K. Dielectric sensing using T-matched RAIN RFID tags. In: *Proc. of the 2023 IEEE Int'l Conf. on RFID*. Seattle: IEEE, 2023. 42–47. [doi: [10.1109/RFID58307.2023.10178643](https://doi.org/10.1109/RFID58307.2023.10178643)]
- [55] Lv SB, Hong HK, Yang LQ, Ding JW, Song RH. Solving in-door human activity recognition via RFID based on unsupervised domain adaptation. In: *Proc. of the 4th IEEE Int'l Conf. on Power, Intelligent Computing and Systems*. Shenyang: IEEE, 2022. 388–392. [doi: [10.1109/ICPICS55264.2022.9873745](https://doi.org/10.1109/ICPICS55264.2022.9873745)]
- [56] Wang ZY, Chen YH, Zheng H, Liu M, Huang P. Body RFID skeleton-based human activity recognition using graph convolution neural network. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2024, 23(6): 7301–7317. [doi: [10.1109/TMC.2023.3333043](https://doi.org/10.1109/TMC.2023.3333043)]
- [57] Xie L, Wang CY, Liu AX, Sun JQ, Lu SL. Multi-touch in the air: Concurrent micromovement recognition using RF signals. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, 2018, 26(1): 231–244. [doi: [10.1109/TNET.2017.2772781](https://doi.org/10.1109/TNET.2017.2772781)]
- [58] Liu J, Chen XY, Chen SG, Liu XL, Wang YY, Chen LJ. TagSheet: Sleeping posture recognition with an unobtrusive passive tag matrix. In: *Proc. of the 2019 IEEE Conf. on Computer Communications*. Paris: IEEE, 2019. 874–882. [doi: [10.1109/INFOCOM.2019.8737599](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2019.8737599)]
- [59] Sun W. RFitess: Enabling smart yoga mat for fitness posture detection with commodity passive RFIDs. In: *Proc. of the 2021 IEEE Int'l Conf. on RFID*. Atlanta: IEEE, 2021. 1–8. [doi: [10.1109/RFID52461.2021.9444325](https://doi.org/10.1109/RFID52461.2021.9444325)]
- [60] Ali K, Liu AX, Chai E, Sundaresan K. Monitoring browsing behavior of customers in retail stores via RFID imaging. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2022, 21(3): 1034–1048. [doi: [10.1109/TMC.2020.3019652](https://doi.org/10.1109/TMC.2020.3019652)]
- [61] Zhao CX, Wang L, Xiong F, Chen SG, Su J, Xu H. RFID-based human action recognition through spatiotemporal graph convolutional neural network. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(22): 19898–19912. [doi: [10.1109/JIOT.2023.3282680](https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3282680)]
- [62] Qiu Q, Wang TC, Chen FL, Wang CT. LD-recognition: Classroom action recognition based on passive RFID. *IEEE Trans. on Computational Social Systems*, 2024, 11(1): 1182–1191. [doi: [10.1109/TCSS.2023.3234423](https://doi.org/10.1109/TCSS.2023.3234423)]

- [63] Xu WY, Liu JW, Zhang SM, Zheng YQ, Lin F, Han JS, Xiao F, Ren K. RFace: Anti-spoofing facial authentication using COTS RFID. In: Proc. of the 2021 IEEE Conf. on Computer Communications. Vancouver: IEEE, 2021. 1–10. [doi: [10.1109/INFOCOM42981.2021.9488737](https://doi.org/10.1109/INFOCOM42981.2021.9488737)]
- [64] Su YH, Ren JL, Qian Z, Fouhey D, Sample A. TomoID: A scalable approach to device free indoor localization via RFID tomography. In: Proc. of the 2023 IEEE Conf. on Computer Communications. New York: IEEE, 2023. 1–10. [doi: [10.1109/INFOCOM53939.2023.10228938](https://doi.org/10.1109/INFOCOM53939.2023.10228938)]
- [65] Singh M, Ramachandran G. Reconstruction of sequential cardiac in-plane displacement patterns on the chest wall by laser speckle interferometry. IEEE Trans. on Biomedical Engineering, 1991, 38(5): 483–489. [doi: [10.1109/10.81568](https://doi.org/10.1109/10.81568)]
- [66] Yang YN, Cao JN, Wang YW. Robust RFID-based respiration monitoring in dynamic environments. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2023, 22(3): 1717–1730. [doi: [10.1109/TMC.2021.3106954](https://doi.org/10.1109/TMC.2021.3106954)]
- [67] Hou YX, Wang YW, Zheng YQ. TagBreathe: Monitor breathing with commodity RFID systems. In: Proc. of the 37th IEEE Int'l Conf. on Distributed Computing Systems. Atlanta: IEEE, 2017. 404–413. [doi: [10.1109/ICDCS.2017.76](https://doi.org/10.1109/ICDCS.2017.76)]
- [68] Wang CY, Xie L, Wang W, Chen YY, Bu YL, Lu SL. RF-ECG: Heart rate variability assessment based on COTS RFID tag array. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(2): 85. [doi: [10.1145/3214288](https://doi.org/10.1145/3214288)]
- [69] Zhang SG, Liu X, Liu YY, Ding B, Guo S, Wang JX. Accurate respiration monitoring for mobile users with commercial RFID devices. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(2): 513–525. [doi: [10.1109/JSAC.2020.3020604](https://doi.org/10.1109/JSAC.2020.3020604)]
- [70] Zhao R, Wang D, Zhang Q, Chen HN, Huang AN. CRH: A contactless respiration and heartbeat monitoring system with COTS RFID tags. In: Proc. of the 15th Annual IEEE Int'l Conf. on Sensing, Communication, and Networking (SECON). Hong Kong: IEEE, 2018. 1–9. [doi: [10.1109/SAHCN.2018.8397132](https://doi.org/10.1109/SAHCN.2018.8397132)]
- [71] Wang XZ, Ding HY, Luo ZH, Xu XD, Wei YH, Li YH, Wang Q, Jia QF. The indoor positioning method time difference of arrival with conic curves utilizing a novel networking RFID system. Electronics, 2023, 12(15): 3236. [doi: [10.3390/electronics12153236](https://doi.org/10.3390/electronics12153236)]
- [72] Zhao C, Li ZJ, Ding H, Wang G, Xi W, Zhao JZ. RF-Wise: Pushing the limit of RFID-based sensing. In: Proc. of the 2022 IEEE Conf. on Computer Communications. London: IEEE, 2022. 1779–1788. [doi: [10.1109/INFOCOM48880.2022.9796909](https://doi.org/10.1109/INFOCOM48880.2022.9796909)]
- [73] Li JW, Li A, Han DQ, Zhang Y, Li T, Zhang YC. RCID: Fingerprinting passive RFID tags via wideband backscatter. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Communications. London: IEEE, 2022. 700–709. [doi: [10.1109/INFOCOM48880.2022.9796663](https://doi.org/10.1109/INFOCOM48880.2022.9796663)]
- [74] Zhao XP, An ZL, Pan QR, Yang L. NeRF²: Neural radio-frequency radiance fields. In: Proc. of the 29th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. Madrid: ACM, 2023. 27. [doi: [10.1145/3570361.3592527](https://doi.org/10.1145/3570361.3592527)]
- [75] Li P, An ZL, Yang L, Yang PL. Towards physical-layer vibration sensing with RFIDs. In: Proc. of the 2019 IEEE Conf. on Computer Communications. Paris: IEEE, 2019. 892–900. [doi: [10.1109/INFOCOM.2019.8737592](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2019.8737592)]
- [76] Wang CY, Xie L, Lin YC, Wang W, Chen YY, Bu YL, Zhang K, Lu SL. Thru-the-wall eavesdropping on loudspeakers via RFID by capturing sub-mm level vibration. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2021, 5(4): 182. [doi: [10.1145/3494975](https://doi.org/10.1145/3494975)]
- [77] Sun X, Xiong J, Feng C, Li XH, Zhang JY, Li BH, Fang DY, Chen XJ. Gastag: A gas sensing paradigm using graphene-based tags. In: Proc. of the 30th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. Washington: ACM, 2024. 342–356. [doi: [10.1145/3636534.3649365](https://doi.org/10.1145/3636534.3649365)]
- [78] Li LY, Shang BZ, Wu Y, Xiong J, Chen XJ, Xie YX. Cyclops: A nanomaterial-based, battery-free intraocular pressure (IOP) monitoring system inside contact lens. In: Proc. of the 21st USENIX Symp. on Networked Systems Design and Implementation. Santa Clara: USENIX Association, 2024. 1659–1675.
- [79] Vena A, Illanes I, Alidieres L, Sorli B, Perea F. RFID based indoor localization system to analyze visitor behavior in a museum. In: Proc. of the 2021 IEEE Int'l Conf. on RFID Technology and Applications. Delhi: IEEE, 2021. 183–186. [doi: [10.1109/RFID-TA53372.2021.9617265](https://doi.org/10.1109/RFID-TA53372.2021.9617265)]
- [80] Xie L, Sun JQ, Cai QL, Wang CY, Wu J, Sang LL. Tell me what I see: Recognize RFID tagged objects in augmented reality systems. In: Proc. of the 2016 ACM Int'l Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing. Heidelberg: ACM, 2016. 916–927. [doi: [10.1145/2971648.2971661](https://doi.org/10.1145/2971648.2971661)]

附中文参考文献

- [5] 高飞, 王文剑, 刘建国, 徐朝军, 许文怡, 徐夏刚, 蔡立羽. 通感一体化融合的研究及其挑战. 移动通信, 2022, 46(5): 45–51. [doi: [10.3969/j.issn.1006-1010.2022.05.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-1010.2022.05.007)]
- [6] IMT-2020(5G) 推进组. 5G-advanced 通感融合空口技术方案研究报告. 2024. <https://www.baogaopai.com/article-91153-1.html>
- [9] 张大庆, 张扶桑, 吴丹, 牛凯, 王炫之, 姚健, 姜大洁, 秦飞. 基于 CSI 的通信感知一体化设计: 问题、挑战和展望. 移动通信, 2022, 46(5): 9–16. [doi: [10.3969/j.issn.1006-1010.2022.05.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-1010.2022.05.002)]
- [12] IMT-2030(6G) 推进组. 通信感知一体化技术研究报告. 第 2 版, 2022. <https://max.book118.com/html/2024/0724/7025132056006136>.

[shtm](#)

- [13] 中国移动. 面向万物互联的无源物联网技术白皮书. 2022. <https://www.sgpjbg.com/baogao/101045.html>
- [14] 谢磊, 王楚豫, 卜艳玲, 宁静仪, 陆桑璐. 从“识别”到“感知”: 基于 RFID 的可标记无源感知. 中国计算机学会通讯, 2021, 17(2): 19–27.
- [15] 张大庆, 高睿杨, 王炫之, 牛凯. 感知信噪比: 认知泛在无线感知机理的钥匙. 中国计算机学会通讯, 2024, 20(3): 10–15.
- [16] 李源, 张雨露, 丁郁, 马帅, 肖善鹏, 肖建明, 李建. 无源物联网通信研究进展与演进思考. 物联网学报, 2023, 7(3): 15–23. [doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00315]
- [18] 王楚豫, 谢磊, 赵彦超, 张大庆, 叶保留, 陆桑璐. 基于 RFID 的无源感知机制研究综述. 软件学报, 2022, 33(1): 297–323. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006344]
- [24] 钱泓宇, 李源, 王晴, 王亚敏, 肖善鹏. 无源物联网定位技术发展现状及演进趋势. 电信科学, 2024, 40(7): 96–107. [doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024085]

作者简介

黄宇红, 正高级工程师, CCF 专业会员, 主要研究领域为移动通信, 无线网络, 5G/6G.

万鸿俊, 高级工程师, 主要研究领域为物联网感知, 无源物联网.

王楚豫, 博士, 特聘研究员, CCF 高级会员, 主要研究领域为智能感知, 普适计算, RFID.

王曦泽, 高级工程师, CCF 专业会员, 主要研究领域为无源物联网, 先进感知.

谢磊, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 杰出会员, 主要研究领域为物联网, 智能感知, 移动计算.

王晴, 硕士, 主要研究领域为无源物联网定位, 智能感知.

魏颖慧, 硕士, 主要研究领域为无源物联网融合感知, 通感一体.

李远航, 硕士, 主要研究领域为无源物联网无线感知.

赵睿, 硕士, 主要研究领域为蜂窝无源物联网, 通感一体.

肖善鹏, 高级工程师, 主要研究领域为物联网新技术, 产业数字化.

吴志强, 博士, 教授, 主要研究领域为人工智能, 无线通信, 大数据与电子对抗.