

基于毫米波的人体感知研究进展*

席瑞¹, 张佳^{2,3}, 孙一淼^{2,3}, 何源^{2,3}

¹(电子科技大学计算机科学与工程学院, 四川 成都 611731)

²(清华大学软件学院, 北京 100084)

³(北京信息科学与技术国家研究中心, 北京 100084)

通讯作者: 席瑞, E-mail: xirui@uestc.edu.cn

摘要: 随着嵌入式技术、移动计算技术、物联网等的快速发展和广泛应用, 越来越多的感知设备渗透到人们的日常生活中, 例如智能手机、摄像头、智能手环、智能路由器、耳机等等, 这些设备上的传感器可以采集与人们的活动、健康、社交等息息相关的个人信息, 催生了一类新的感知应用-以人为中心的感知 (Human-Centric Sensing)。与传统的感知方法, 如可穿戴设备感知技术、计算机视觉感知技术、无线信号感知技术等相比, 基于毫米波信号的感知技术具有高感知精度、非视距、被动感知(无须携带传感器)、高时空分辨率、易部署、良好环境鲁棒性等一系列优势。基于毫米波的感知技术成为近年来学术界和工业界研究热点, 能够实现对人体活动、体征等信息的非接触式细粒度感知。因此, 本文在重新梳理相关研究的基础上, 分析了基于毫米波的人体感知技术兴起的背景和研究意义, 总结了现有基于毫米波人体感知应用工作和技术, 包括人体跟踪和定位、运动识别、生物测量和人体成像, 并介绍了目前常用的公开数据集。最后, 讨论了潜在的研究挑战以及展望了未来的方向, 实现精准、泛在、稳定的人体感知。

关键词: 毫米波; 人体感知; 非接触式; 物联网

中图法分类号: TP391

A Review on mmWave-based Human Perception

XI Rui¹, ZHANG Jia^{2,3}, SUN Yi-Miao^{2,3}, HE Yuan^{2,3}

¹(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

²(School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

³(Beijing National Research Center for Information Science and Technology, Beijing 100084, China)

Abstract: With the rapid development of embedded technology, mobile computing, and Internet of Things (IoT), more and more sensing devices have penetrated into people's daily lives, such as smartphones, cameras, smart bracelets, smart routers, headsets and other devices. the built-in sensors can easily collect personal information like locations, activities, vital signs, and social connections, giving birth to a new class of sensing applications - Human-Centric Sensing. Compared with traditional sensing methods, such as wearable-based sensing, vision-based sensing, wireless signal-based sensing, etc., millimeter wave (mmWave) signals have a series of advantages, such as high accuracy, non-line-of-sight, passive sensing (no need to carry sensors), high resolution, easy deployment, and good environmental robustness. mmWave-based sensing has become a research hotspot in academia and industry in recent years, and it can realize the non-contact fine-grained perception of human activities and physical signs. Based on the survey of recent studies, this paper first analyzes the background and research significance of mmWave-based human sensing. This paper categorizes existing methods into four classes including tracking and positioning, motion recognition, biometrics measurement, and human imaging, and introduces commonly used publicly available datasets. Finally, the potential research challenges and future directions are discussed, which is promising to achieve accurate, ubiquitous, and stable human perception.

* 基金项目: 国家自然科学基金(U21B2007)

收稿时间: 2020-04-13; 修改时间: 2020-10-26; 采用时间: 2020-12-14

Key words: Millimeter wave; Human perception; Non-contact; Internet-of-Things

近年来,制造业、集成工艺、电子等领域的快速发展,具备感知能力的设备逐渐渗透到人们日常生活的方方面面。由于这些设备能够检测到人体状态和日常行为活动等信息,且具有长时间连续监测的特点,在智能家居、智慧养老、人机交互、自动驾驶等众多领域具有广泛的应用价值和前景,以人为对象的感知计算成为物联网领域研究热点之一。

在人体活动过程中,利用传感器捕捉与人相关的静态或动态信息,结合算法模型可以识别、理解人体动作或者监测体征状态,提供无处不在、精准的人体感知能力,目前主流的感知方式分为接触式和非接触式(基于视觉的感知和基于无线信号的感知)。其中,接触式感知 [1,2] 需要用户主动佩戴专用传感设备,具有不便快捷性。此外,受成本和使用操作水平限制,其感知精度和准确性也较有限。基于视觉的感知[3-5]虽然无需用户佩戴设备,且能够长时间感知和广泛部署,但其对光照条件要求高且存在隐私泄露的风险。相较于前两者,无线信号具有非视距、低成本、易部署、用户隐私安全高等优点,在人体感知领域具有广阔的应用前景,受到了国内外众多研究机构和公司的关注。

无线感知技术基本原理是在信号传播过程中,利用感知目标(如人和物体的运动等)对信号影响引起的特征变化,即信号强度(Received Signal Strength Indicator, RSSI)、相位(Phase)、信道状态信息(Channel State Information, CSI)、频率(Frequency)等,通过信息处理技术分析得到与目标相关的信息。例如, WiWho [6] 从 CSI 信号中提取步态特征以实现目标身份识别。FullBreathe [7]利用 CSI 的相位和幅度的正交、互补特点来检测目标对象的呼吸。但是,目前常用的无线信号(如 WiFi [8]、UWB [9]、声学 [10]等)受限于信号带宽、环境干扰、硬件工艺等原因,在以人为感知对象时仍存在不同问题,例如 WiFi 信号感知精度、定向较低、易受环境中电磁干扰;声学信号分辨率低、方向性差、鲁棒性差等,UWB 信号感知距离近、功耗高等。

毫米波(millimeter wave, mmWave)是频率范围在 30GHz 到 300GHz 的电磁波。相对于 WiFi、UWB、LoRa[11]-[13] 等低频信号,因高频率、大带宽的特性,其具有高时空分辨率、高精度感知能力以及良好环境鲁棒性等优点,更加适用于对于人体的精细感知。随着毫米波雷达、5G 等相关领域的技术进步和应用发展,基于毫米波的感知吸引了大量研究工作关注,包括高精度成像、人体体征感知、姿势识别、声音识别、环境识别等等。

通过对毫米波感知技术应用的全面调研,我们发现目前关于毫米波人体感知应用的综述仍是一片空白。例如文献 [14] 全面介绍了基于可穿戴设备的交叉传感技术,它包括基于多种无线信号的传感技术,例如 WiFi、毫米波和 RFID,但没有对毫米波传感进行分析。阿卜杜等人[15] 撰写了一篇关于在自动驾驶应用中处理毫米波雷达信号的各种深度学习方法综述,但其更加着重于深度学习的探索而非毫米波信号本身的研究。文献[16] 则是与本文工作最为接近,它总结了使用毫米波通信和雷达设备进行基于设备的定位和无设备感知的最新技术。其中,在无设备感知部分,其详细介绍了相关的信号处理技术和学习技术,并归纳了一些感知应用,包括人体活动识别、物体检测和健康监测。不同于本文面向以人为中心的毫米波感知技术研究,文献[16] 更侧重于介绍感知技术,并基于技术分类介绍应用。此外,它缺乏对毫米波传感应用的全面总结和比较,以及对与基于毫米波的人体传感相关的关键挑战和未来方向的详细讨论。

本文在重新梳理相关研究的基础上,分析了毫米波人体感知技术产生的背景和研究意义。将现有的基于毫米波人体感知工作分为四类进行总结:人体跟踪和定位、运动识别、生物测量和人体成像。其次,本文又归纳梳理了现有毫米波感知工作使用的一些公开数据集,以便于感兴趣研究人员展开相关研究。最后,本文进一步讨论了基于毫米波的人体感知的潜在研究挑战和发展趋势。本文旨在激发研究人员对毫米波感知技术和应用的深入探索,以达到在实际场景中准确、无处不在和稳定的感知人体相关信息的目标。

1 以人为中心的毫米波感知技术背景

1.1 毫米波感知技术的兴起

以人为中心的感知是指利用传感器主动或者被动地捕捉与人相关的数据,并结合信息处理技术和算法模型以识别、计算出目标信息。如图1所示,目前对人的感知应用主要分为三个方面:身份鉴定、活动识别以及健康监测。身份鉴定是指利用人生物特征(人脸、步态等)的唯一性来识别目标的身份;根据粒度不同,活动识别可分为日常行为活动感知、人机交互动作感知和位置轨迹追踪等。健康监测通常是指监控呼吸、心跳、睡眠等体征信息和心理情感状态,以全面的了解人的健康状态和分析潜在健康风险。根据感知方式的不同,已有工作又主要分为接触式感知和非接触式感知,其中后者包括基于视觉的感知和基于无线信号的感知。

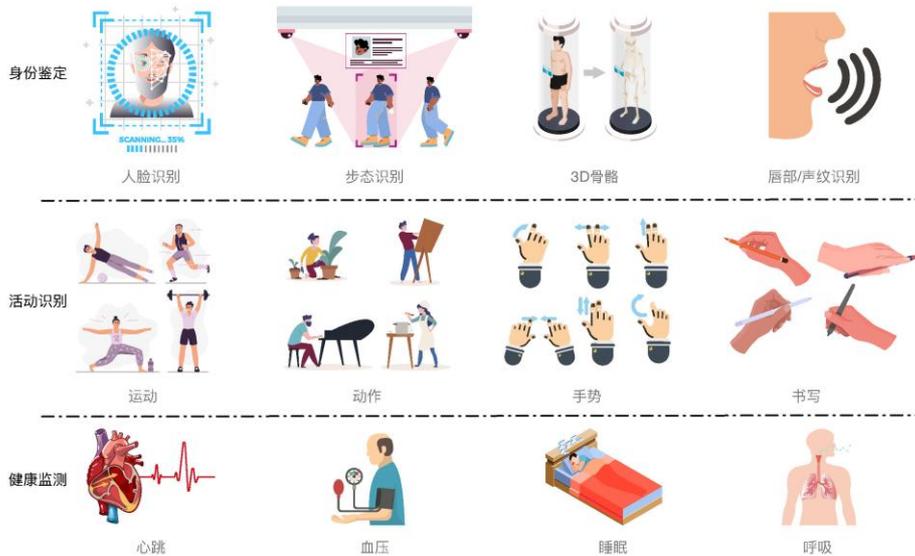


图1 以人为中心的感知应用概览

接触式感知指通过安置在人体身上的可穿戴设备(即智能手机、智能手表、指环等)或者嵌入式传感器对目标用户的动作、行走方向、位置等信息和用户心率、血压等生理指标进行计算。例如Phan等人设计了一款具备加速度计的胸带[1],通过监测胸壁运动来估计佩戴者的心率、呼吸频率。Puranen等人则使用了一种佩戴式光电容积计[2],通过测量手腕脉搏引发的微小振动来估算心率。接触式感知由于需要用户主动佩戴专用设备,通常会给用户的日常生活造成不便。此外,受成本和佩戴者操作水平的限制,接触式感知的精度和准确性比较有限。

基于视觉的感知技术通常利用摄像头采集图像或视频数据,提取感知目标相关的特征,建立与人体行为、生理体征等高层语义信息的映射关系。例如,Sofija等人[3]提出使用Kinect设备来分析帕金森氏病患者在治疗、康复期间的运动,以监测疾病发展或康复水平。Poh等人[4]提出了联合近似对角化方法,实现在静止和一定的轻微运动条件下的心率检测。Qi等人[5]则利用面部多个区域之间的视觉特征相关性来测量心率。视觉感知虽然具有非接触、多目标、长时间感知的优势,但在视野遮挡、光线阴暗等场景下效果显著降低。此外,图像和视频数据涉及用户隐私,大大限制其通用性。

基于无线信号的感知技术利用信号(例如WiFi[6,7,8],UWB[9],声音[10]等)在传播过程中受人体影响产生的变化,可以实现对位置、行为、手势、生理体征等信息的感知。相较于可穿戴设备和视频摄像设备,其具有非视距、被动感知(无须用户携带传感器)、低成本、易部署、扩展性强等优势。例如,mD-Track[8]综合考虑多维度信息(信道估计、到达角(Angle of Arrival, AoA)估计、离开角度(Angle of Departure, AoD)估计

以及飞行时间(Time of Flight, ToF)估计)解决了单维度信息的分辨率受限问题,并利用循环迭代的方式从多径信号中分离出目标信号,实现了较为准确的实时室内定位与追踪。SALMA [9]在已知墙体、窗户等主要建筑结构的情况下,利用多径反射信号取得了在单 AP 下分米级的 UWB 室内定位精度。EchoPrint [10]融合声音和视觉信息实现了更加准确可靠的身份识别,通过主动发送声音信号“照亮”用户脸部并对反射信号进行分析,结合卷积神经网络和支持向量机进行判别身份,为身份验证系统提供有效的补充。但是受限于无线信号自身缺陷、环境干扰等因素,其感知技术仍存在一定的不足。例如,WiFi 信号受限于带宽,其感知精度不高,只能进行粗粒度的感知或者事件级的检测分析,无法支持微运动幅度的精细量化感知。声音信号由于传播过程中衰减非常明显,且特别容易受到环境声音(如噪声、人的声音或者任何自然声响)的影响。此外,声音接收器的采样率十分有限,进一步限制了声音感知的精度和准确性。对于 UWB 设备,若要将其带宽增加到数十甚至数百 GHz 无论在软件还是硬件都存在难以逾越的障碍,同时增加干扰其他无线设备的可能性。

毫米波信号因其高频率(30 GHz-300 GHz)、大带宽(高达 4GHz)特征,具有高灵敏度和精度优势。同时,其波长短的特征能够高度集成天线以支持波束成形和其他方向感知技术。2016 年,谷歌设计了支持手指手势识别的微型毫米波感知模块 Soli[17],并集成到智能手机中。德州仪器则开发了一系列可用于人体感知的商用毫米波雷达产品。随着便携式毫米波雷达的发展,基于毫米波的人体感知应用研究受到了广泛关注,例如定位追踪、活动识别、生命体征监测、声音恢复和人体成像等。

如表 1 所示,与相机、激光雷达、超声波、WiFi 相比,毫米波在以人为感知对象的研究中具有其他信号介质无法比拟的优势,包括广泛的传感范围、细粒度、强定向感知能力以及对天气和光照条件的抵抗力、全天候感知能力。相比之下,其他信号在实际应用中都存在一定的局限和不足。例如,低分辨率相机无法准确捕捉人体微动作信息,尤其是心跳、呼吸等生理体征;激光雷达可以测量微动,但容易受到天气条件的影响,应用场景有限;超声波信号可以抵抗天气条件影响,但信号衰减严重且无法进行定向传感,在多径场景中效果不佳;WiFi 信号可用带宽远低于毫米波,其感知精度、定向能力不足,无法实现人体体征的精细量化感知。

表 1 不同模态感知信号的比较

感知模态	探测角度	探测距离	波长	优势	劣势	成本
摄像头	30°	~80m	-	感知语义信息丰富;容易部署;不受环境中电磁信号和噪声干扰。	隐私泄露风险大;距离感知能力较弱;依赖环境光照,受雨、雪、雾等天气影响。	适中
激光雷达	15°~360°	~200m	905nm	距离感知准确,分辨率较高;不受光照和环境中电磁、噪声干扰。	产量难度大;体积和安装位置受限;受雨、雪、雾等天气影响。	高
超声波	120°	~5m	20cm	灵敏度高、穿透性强;测量精度高;对恶劣天气、光照、环境电磁抵抗性强;结构简单,易部署。	感知距离近;只能测距,不可测量方位;易受环境噪声干扰。	低
WiFi	360°	~10m	2.4GHz:12.5cm 5GHz:6cm	易部署;感知方位角大;不易受光照、视距影响。	信号语义信息单一;感知精度、定向较低;易受环境中电磁干扰。	低
毫米波	10°~70°	~200m	1~10mm	速度和距离感知准确,适用于运动目标检测;不易受光照和恶劣天气的影响。	信号语义信息单一;分辨率较低,静止物体感知能力较弱;受环境中电磁干扰。	适中

1 <https://www.ti.com/tool/>

1.2 毫米波信号基础

(1) 毫米波数据采集

根据采集设备的不同,我们将毫米波信号分为两类:

基于 FMCW 雷达的数据:毫米波雷达通常会周期性地发送 FMCW Chirp 信号进行距离和速度测量。发射信号与接收信号之间的频率差对应于信号的传播时间,可用于确定物体距离。设雷达与感知目标之间的距离为 $R(t)$,发射信号和接收信号可以表示为:

$$S_{TX}(t) = e^{j(2\pi f_c t + \pi K t^2)}$$

$$S_{RX}(t) = \alpha S_{TX}[t - 2R(t)/c]$$

其中, α 是路径损耗, f_c 和 K 分别是 FMCW 信号的啁啾起始频率和斜率。通过混合发射信号和接收信号,可以得到拍频信号 $s(t)$:

$$s(t) = S_{TX}(t)S_{RX}(t)^* \approx \alpha e^{j4\pi(f_c + Kt)R(t)/c}$$

其相位值表示距离信息 $R(t)$ 。为了分离不同距离反射的接收信号分量,对 $s(t)$ 的样本进行距离 FFT 操作。这将 $s(t)$ 的频谱映射到距离频谱。为了进一步测量目标的速度,从距离 FFT 结果中选取相应距离单元的样本,并组合成反射信号,可以表示为:

$$s(t) \xrightarrow{\text{Range-FFT}} S(t) = \alpha e^{j4\pi f_c R(t)/c}$$

然后,通过对 $S(t)$ 执行另一个称为多普勒 FFT 的操作,可以估算目标的速度。通过距离-多普勒 FFT,雷达可以获得距离-多普勒频谱,并检测到物体的存在。

为了进一步描述物体的位置,毫米波雷达利用多个接收天线来推导雷达与物体之间的角度。通过对这些接收信号执行第三次 FFT,即角度 FFT,可以获得距离-角度频谱,并检测物体的精确位置。为了进一步提高角分辨率,可以使用波束成形技术代替角度 FFT。通过计算发射/接收天线的最佳聚合权重,可以将它们集中在所需方向上,从而获得更高的分辨率。

基于 24/60GHz 探头的数据:与利用拍频信号定位感知目标的毫米波雷达不同,毫米波探头利用发射天线和接收天线之间的信道脉冲响应(CIR)来确定目标的位置。CIR 的时间延迟表示信号传播时间,可以用于确定物体距离。设毫米波信号的反射距离为 $d(t)$,发射天线 m 和接收天线 n 之间的 CIR 可以表示为:

$$h_{m,n}(t) = \alpha_{m,n} e^{-j2\pi d_{m,n}(t)/\lambda_c}$$

其中, $\alpha_{m,n}$ 和 λ_c 分别表示复杂信道增益和载波波长。如果反射信号落入某个 CIR 抽头,可以通过将 CIR 频谱映射到范围频谱来确定探头与目标之间的距离。此外,通过顺序调整发射/接收天线的系数,毫米波探头可以在发射器和接收器上进行波束成形,以从每个角度获得反射信号,并确定物体的精确位置。

(2) 信号预处理

在数据采集之后,通常需要将原始数据处理成各种信号形式以完成不同的感知任务。这一节首先将介绍不同的信号形式,然后讨论去噪方法消除环境干扰。

a. 信号形式

毫米波数据的信号形式包括距离-角度频谱、距离-多普勒频谱、相位波形、点云等。人们可以根据感知任务选择合适的信号形式。例如,距离-角度频谱适用于人体跟踪,而相位波形可以用于生命体征感知。以下分别介绍每种信号形式。

距离-角度频谱与距离-多普勒频谱: 如在数据采集部分所介绍的, 距离-角度频谱可以通过 FMCW 雷达的距离-角度 FFT 或毫米波探头的 CIR 映射和波束成形获得。距离-角度频谱中每个距离-角度单元的复杂值表示相应空间位置的反射信号。强度可用于检测物体的存在, 且相位进一步表示物体的微小位移。同样, 距离-多普勒频谱可以通过 FMCW 雷达的距离-多普勒 FFT 或毫米波探头的 CIR 映射和相位差分获得。每个距离-多普勒单元的值表示物体及其运动速度。因此, 距离-多普勒频谱可以用于分离相同范围内不同速度的物体。

相位波形: 为了进一步表征微小位移, 可以从距离-角度频谱或直接从距离 FFT 结果中提取一系列相位值, 形成相位波形。由于反射信号的相位表示反射体的微小位移, 相位波形可用于生命体征的细粒度感知。

点云: 点云指的是表示物体表面的反射点集合, 已广泛用于各种感知任务, 如人体成像。类似于 LiDAR 和视觉, 毫米波雷达可以通过一系列操作从原始数据中获得稀疏点云。最近, 德州仪器提出的点云生成方法已被广泛使用, 生成方法包括距离 FFT、移动目标指示 (MTI) 方法和最小方差无畸变响应算法 (MVDR)。然后可以获得距离-角度图像 (RAI), 并通过恒定虚警率算法 (CFAR) 检测峰值点。值得注意的是, 由于硬件能力有限, 每个点云中的点数通常有限。

b. 信号去噪

CFAR 与频谱减法: 对于距离-角度频谱和距离-多普勒频谱, 存在许多来自静态物体和多径干扰的背景噪声, 这些噪声会干扰人体定位, 需要适当消除。背景噪声消除技术包括 CFAR 和频谱减法。CFAR 是一种经典的自适应算法, 用于在环境噪声中检测目标。它自适应地选择噪声阈值水平, 以检测包含物体的单元。频谱减法算法通过从噪声测量中减去平均背景噪声的估计值, 来有效消除背景噪声。

拟合与滤波: 对于相位波形, 由于人体区域的反射信号不仅包括人体反射信号, 还包括同一区域其他物体的反射信号, 因此提取的相位值会失真。研究人员提出了一些解决方案, 如对反射信号进行圆拟合或直线拟合算法, 或对相位波形应用 FIR 滤波器或带通滤波器等。

聚类: 对于点云, 由毫米波雷达生成的稀疏点云分散且噪声显著。一些数据聚类算法已被用来确定哪些点是由人体反射引起的。例如, DBSCAN 聚类算法和 K 均值聚类算法被用来将这些点合并为簇, 以将人体关键点与噪声分离。

由于不同的信号预处理技术适用于不同的感知任务, 我们根据其适用的感知任务比较这些技术。在人体定位和运动识别中, 常用距离-角度频谱和点云, 因为它们表示环境反射, 包括人体的位置和姿态。在这种情况下, CFAR、频谱减法和聚类有助于消除静态物体和多径干扰的背景噪声, 从而帮助我们专注于人体反射信号。而在生物特征测量中, 由于相位波形具有表征微小运动的独特能力, 常被选用。相比于 CFAR 和聚类, 拟合和滤波更适用于时间序列数据。在人体成像中, 可以选择点云和距离-角度频谱。前者更具可视性, 后者包含更多空间信息。相比之下, 相位波形很少被考虑, 因为在人体成像中对微小运动的关注较少。

2 基于毫米波的行人追踪和定位

人体跟踪和定位常用于智能家居中的人数统计和智能控制、安防监控等。其面临的核心挑战是如何将人体与周围的静态物体区分开来, 由于人体反射信号与其他物体的反射信号混淆在一起, 需要利用特征工程提出与人相关的特征以识别、定位目标。现有工作主要依赖人体动态性来辨别出人体和周围物体。例如一些工作依据人体运动学, 利用信号变化来检测人体; 一部分工作通过观察动态的生命体征来识别人体; 还有一些工作则是利用人体轮廓形态实现检测。对于多人跟踪和定位, 研究人员通常将该问题视为当前时刻检测结果与现有轨迹之间的关联, 进而转化为二分图匹配问题。

mmSense[18] 使用单个 60GHz 毫米波无线设备实现了多人检测和识别系统。首先, mmSense 将检测区域分割成多个区域, 构建有人存在和无人存在两种情况下的 RSS 指纹。随之, 其利用长短期记忆网络(Long short-term memory, LSTM)判断每个区域是否有人。通过这种方式, mmSense 可以检测人体是否存在并定位到某一个区域。mmSense 又进一步利用多种特征(体表边界、体表曲率和生命体征)对目标进行识别。实验结果表明, mmSense 取得了 98.7% 的存在检测率和 93% 的识别准确率。

由于单个设备感知能力有限, mmSense 只能实现粗粒度定位。针对此问题, mmTrack [19] 则基于 60GHz 802.11ad 芯片组和天线阵列(位于同一位置的发射器和接收器阵列都配备了 32 个天线), 利用空间频谱实现多人定位。如图 2 所示, mmTrack 首先从接收信号中提取信道脉冲响应(Channel Impulse Response, CIR)测量值, 并采用波束成形算法获得空间频谱。依据人体运动动力学, mmTrack 计算每个范围内空间谱能量分布的变化以检测目标。随后, mmTrack 进行毫米波雷达球坐标系到欧几里德空间的转换, 并利用 K-means 算法[20]对转换后的点进行聚类来估计目标 3D 位置。最后, mmTrack 将人体跟踪问题建模为加权二分图匹配问题, 将检测结果与轨迹进行关联。实验结果表明 mmTrack 定位误差的中位值为 16.24cm。

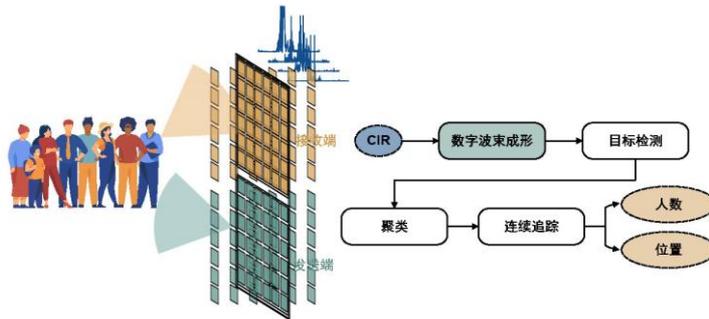


图 2 mmTrack 系统概览图

考虑到稀疏点云隐含着人体反射点的 3D 位置信息, 利用点云的空间分布表示人体轮廓可以实现人体检测。mID [21] 首先验证了基于毫米波雷达点云的人体跟踪和识别方法的可行性。mID 通过 DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise) [22] 聚类算法将点云合并成簇, 考虑到人的点云在 Z 轴上的分布比 X 轴和 Y 轴上的分布更为分散, mID 修改欧几里德距离以降低 Z 轴权重。随之, mID 使用匈牙利算法将当前时间戳的每个簇与之前的轨迹关联起来, 建模成一个经典的多对多分配问题。mID 又进一步利用卡尔曼滤波器纠正跟踪误差。最后, 将潜在的目标人体的点进行像素化得到占用网格, 利用 BiLSTM (Bidirectional LSTM)网络进行目标对象识别。mID 实现了 16cm 的中位定位误差和 89% 的识别准确率。当人离得太近而无法被毫米波雷达区分时, 就会出现轨迹交叉问题降低跟踪精度。针对此问题, PALMAR [23] 提出利用自适应阶隐马尔可夫模型(Adaptive Order Hidden Markov Model, AO-HMM)和交叉路径消歧算法(Crossover path disambiguation algorithm, CPDA)来处理多人路径歧义和轨迹交叉。实验结果表明, 它在跟踪多人时取得了 11.5cm 的距离误差和 57.4% 的整体识别精度。Li[24] 等人提出了一种利用单个低成本毫米波雷达传感器的室内定位系统, 通过稀疏点云估算移动雷达的速度和航向来确定轨迹。该系统利用多普勒速度反馈, 并引入聚类中心关联(Cluster Center Association, CCA)方法结合正态分布变换(normal distributions transform, NDT)进行航向估算, 同时引入运动一致性约束以增强系统的鲁棒性。实验结果表明, 它能够取得了 1m 以内的定位误差和 3° 的朝向估计误差。mmDetect[25] 提出了一种结合毫米波 MIMO 雷达和 YOLO 神经网络算法的方法, 用于在室内环境中检测移动人员。通过同时处理雷达数据立方体中的所有信息, 包括角度、多普勒和距离, 来提高目标检测的准确性。实验结果验证了该方法在不同雷达配置和室内环境中的有效性, 特别是在处理复杂环境中行人的检测任务时。

考虑到用户邻近问题经常导致使用点云位置信息无法识别多个人, Li 等人[26] 提出了一种低成本、低功耗、基于毫米波雷达的无设备人体跟踪系统, 可以提供丰富的测距和径向速度信息。为了实现连续跟踪, 该工作提出了多雷达协同感知方案。借助双分割方法提出了一种跟踪和轨迹优化算法, 该算法考虑空间信息和移动方向的概率分布来输出人体轨迹。实验结果表明, 所提出的人体跟踪系统的单人跟踪误差为 8.5 cm, 多人跟踪误差为近 10 cm。

当噪声和杂波信号较强时,传统的 CFAR 可能会引起误报。ENDO 等人[27] 通过比较来自人和杂波的反射信号,发现与人体运动相关的 I/Q 信号变化与来自静止物体或噪声的杂波几乎没有相关性,而与杂波相关的 I/Q 信号变化通常与其他位置的信号具有很高的相关性。ENDO 使用表示距离-角度平面上接收到的 I/Q 信号之间的相关性的相关图,通过标准偏差评估相关图上来自墙壁的噪声和杂波分量的特性,以此消除来自近墙的强噪声和杂波分量,从而提高物体位置估计的准确性。

针对聚类失败、幽灵目标和静止个体的检测的三个主要问题,Watanabe 等人[28] 提出了一种使用毫米波雷达在室内跟踪多人的新系统。该系统提出了一种新颖的自适应聚类算法,可以提高跟踪多个个体的准确性,同时引入了一种针对并消除鬼影的算法,即由墙壁和其他物体的反射引起的错误检测。最后,Watanabe 使用基于多普勒的算法来检测静止个体。实验结果表明能够高度准确地跟踪个人或一对老年人。

表 2 主流的行为追踪定位算法比较

方法	数据类型	算法	硬件平台	识别精度	定位误差
mmSense	RSS 指纹	LSTM 网络	60 GHz AP	98.7% 检测率 5 人场景下 93% 识别率	-
mmTrack	CIR	波束成形 K-means 算法 加权二分图匹配	60 GHz 天线阵列	97.8% 统计误差小于 1	9.9cm 的动态目 标定位误差 19.7cm 的静态目 标定位误差
mID	点云	DBSCAN 聚类 匈牙利算法 BiLSTM 网络	TI IWR1443BOOST	89%	16cm
PALMAR	点云	自适应隐马尔可夫模型 交叉路径消歧算法	3D LiDAR	57.4%	11.5cm
[29]	点云	聚类中心关联 正态分布变换	TI IWR6843ISK	-	定位误差<1m 3° 朝向估计误差
mmDetect	Data cube	CNN 网络	TIDEP-01012	92.49% 检测率	
[31]	点云	DBSCAN 卡尔曼滤波 匈牙利算法	TI IWR6843ISK	-	单人跟踪误差为 8.5 cm; 多人跟踪误差 为近 10 cm
[32]	I/Q 信号	CFAR Beamforming Curve Length 方法	79GHz MIMO FMCW radar	-	在靠近墙壁的强 杂波情况下,AUC 高 出约 23%
[33]	点云	CFAR K-means Double DBSCAN	TI IWR6843AOP	95.48% 单人精度 89.4% 双人精度 53.03% 多人精度	-

3 基于毫米波的运动识别

由于人体的动作会对经人体反射的毫米波信号特征(例如频率、相位等)产生变化,通过信号分析技术可以很好地识别出人体活动、手势以及笔迹追踪。

3.1 活动识别

活动识别面临的核心挑战是从反射信号中挖掘与环境无关的特征来表征活动信息,其中 CIR、微多普勒频谱和体素化点云是目前常用的信号特征。

EI [29] 利用配备 24 元件相控天线阵列的商用 60GHz 毫米波收发器系统采集不同环境下多用户活动数据,提出了一个与环境无关的活动识别框架。EI 首先将 CIR 测量值转换成频率响应,将一段时间的频率响应序列输入卷积神经网络提取特征。同时, EI 采用无监督域对抗训练技术得到与环境无关的活动特征,并进一步提出置信控制约束、平滑约束和平衡约束以解决过拟合问题,提高识别性能。实验结果表明, EI 在不同环境下的识别准确率达到 65%。

当人运动时,身体各部位运动会对反射信号造成不同的频率调制,称为微多普勒效应。由于此效应与人体运动高度相关,常被研究人员用于识别活动。SPARCS[30] 探索了如何从 CIR 中提取微多普勒频谱进行活动识别,并提出一种感知和通信一体(Integrated sensing and communication, ISAC)的活动识别解决方案。SPARCS 从通信流量中获得 CIR 估计,利用峰值检测、AoA 估计和联合概率数据关联滤波器(Joint probabilistic data association filter, JPDAF)跟踪每个人的距离和角度变化。由于 CIR 样本稀疏且不规则,无法直接应用短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform, STFT)获得微多普勒频谱。为此, SPARCS 进行重采样以获得规则间隔的 CIR 样本,并利用迭代硬阈值(Iterative hard thresholding, IHT)算法恢复微多普勒频谱。与此同时,为准确恢复微多普勒频谱, SPARCS 提出通过注入感知信号单元来提供足够的 CIR 测量。通过在开源 mm-FLEX 平台 [31] 上开发验证表明 SPARCS 对四项活动识别的 F1 值超过 90%

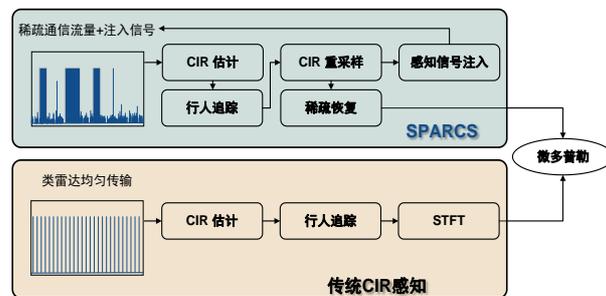


图 3 传统基于 CIR 的人体感知与 SPARCS 的比较

除了频率响应和微多普勒频谱,毫米波点云也已被部分工作用于识别活动。RadHAR [32] 提出了基于毫米波点云的活动识别方法。其首先获取包含空间坐标、速度、范围、强度和角度的点云,并转换为 3D 体素,其中每个体素的值是指其边界内的点数。同时, RadHAR 利用滑动时间窗口累积解决点云分布不均匀、稀疏性的问题。最后, RadHAR 设计了一个结合时间分布卷积神经网络和 BiLSTM 的活动分类器。实验结果表明 RadHAR 对五种不同活动的识别准确率达到 90.47%。

为进一步提高算法在现实世界中应用的普适性, m-Activity[33] 利用点云密度去除噪声点,然后将 3D 点云累积为一个完整的时间流,以降低识别成本。随之, m-Activity 利用融合的卷积神经网络和循环神经网络对不同的活动进行分类,取得了 93.25% 的离线识别准确率和 91.52% 的实时识别准确率。

上述基于点云工作只适用于单人场景, PALMAR [23] 则提出了多人场景下基于点云的活动识别算法。PALMAR 首先利用 79 GHz 毫米波雷达获取点云并进行体素化,随之使用 DBSCAN 和 BIRCH (Balanced iterative reducing and clustering using hierarchies)算法进行聚类得到每个人对应的体素点集合。PALMAR 又进一步应用 AO-HMM 算法跟踪多个目标,并利用 CPDA 算法解决多人路径歧义和轨迹交叉问题。最后, PALMAR 提出了一种基于变分自动编码器的深度域自适应模型以提高活动识别精度。实验结果表明它在多用户场景下取得了 91.88% 的准确率。

持续检测人类活动和存在对于开发普遍的交互式智能空间至关重要。为了能够在不事先了解环境的情况下连续监控多个用户的活动, MARS[34] 使用单个 COTS 毫米波雷达采用智能模型来感知宏观和微观活动,同时它采用动态空间分时方法来同时感知不同的主体。实验结果表明, MARS 可以连续推断活动,加权 F1 得

分为 94%，平均响应时间约 2 秒。

为了避免了手动标注数据的繁琐过程，mmSignature[35] 提出了一种自动收集用户日常生活中多模态雷达信号的方法，其建立了首个用于人体识别的半监督数据集，并提出了一个利用多模态数据融合的半监督协同训练框架。实验结果显示该方法取得 93.7% 的人体识别准确率，展示了毫米波雷达在人机识别中的应用潜力。

3.2 手势识别

基于毫米波信号的“空中”手势识别已显示其在人机交互和健康监测领域的潜力，各种基于手势识别的应用已经被开发出来，包括精细手势交互、手语交流、骨骼姿势估计等。为此，研究人员探索了距离多普勒频谱、多普勒扩散、点云等在手势识别中的应用。另一方面，相比于人体活动的大幅度动作，手势动作则更加细粒度且范围更小，信号叠加更加负责，研究人员需要设计更加精细地特征表示算法和分类方法。

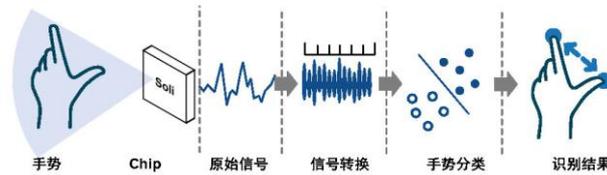


图 4 Soli: 第一个毫米波雷达手势感应系统

如图 4 所示，Soli 是谷歌开发的第一个毫米波雷达手势识别系统[17]，并应用在 Google Pixel 4 等智能设备进行精细手势交互。Soli 使用一个大小 12mm × 12mm 或 9mm × 9mm 的自制雷达芯片，每个芯片工作在 60 GHz 频段，带宽为 7 GHz。同时，它具有两个发射天线元件和四个接收天线元件，以支持波束形成。

Soli 提出了人手的散射中心模型，将手部射频响应建模为离散散射中心响应的叠加。在处理接收信号时，Soli 将距离多普勒频谱投影到距离剖面和多普勒剖面以提取特征。在特征提取阶段，Soli 采用多种特征，包括显式散射中心跟踪特征、物理射频测量的低级描述符和机器学习特征。基于这些特征，Soli 验证了不同机器学习分类器对手势识别的效果。结果表明，Soli 通过贝叶斯过滤器取得了 92.1% 的准确率。

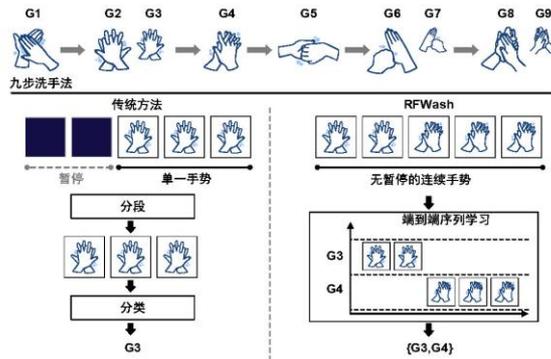


图 5 RFWash 的手势序列识别

如图 5 所示，传统的手势识别方法需要对数据进行分段，而不合理的分段长度则会严重影响识别准确性。受语音和手写识别方法的启发，RFWash [36] 提出了一种无需分段的基于毫米波的手势感应方法来监测九步酒精洗手技术。RFWash 将毫米波雷达安装在皂液器上，感知范围控制在 1m 内以消除干扰，在每个时刻提取距离多普勒频谱。为了从距离多普勒频谱预测手势序列，RFWash 首先使用 BiLSTM 网络提取与手势相关的时空特征，并采用时间对齐学习映射到相应手势序列。结果表明，RFWash 的手势识别错误率低于 8%。

手语交流是手势识别的另一个主要应用。为了服务聋人和听力障碍社区, mmASL[37] 使用 60 GHz 毫米波信号设计了一种家庭助理系统以识别美国手语(American Sign Language, ASL)。mmASL 提出利用 1 MHz 的正弦波作为基带信号, 利用 STFT 技术从接收信号中提取由身体部位运动引起的多普勒扩展, 并通过对数归一化进行增强形成空间谱图。随后, mmASL 利用卷积神经网络和多任务学习识别唤醒词和手势语言。

在智能家居场景中, 周围环境干扰会影响毫米波雷达信号传播, 进而影响手势识别系统的正常工作。为此, mHomeGes[38] 提出了一种实时手臂手势识别系统。mHomeGes 首先使用固定长度的滑动窗口捕获一系列点云, 提取集中位置多普勒轮廓(Concentrated position-Doppler profile, CPDP), 并将每个点的强度压缩到距离维度和多普勒维度。随后, 将 CPDP 作为卷积神经网络输入以识别细粒度手势。为了消除周围反射体引起的多径效应, mHomeGes 利用速度同步的特征提出了一种新颖重影图像分离算法, 并采用基于隐马尔可夫模型的投票机制(Hidden markov model-based voting mechanism, HMM-VM)实现连续手势识别。实验结果表明, mHomeGes 在五个家庭场景中对 25 名志愿者的识别准确率达到了 97.96%。

点云的稀疏性使得与手势相关的信号难以区分, Pantomim[39] 提出了一种新颖的混合模型, 利用稀疏点云实现了准确的手势识别。Pantomime 首先聚合手势段的点云, 以获得单帧中的更多点。然后使用上采样和下采样算法对聚合点云进行重采样以获取足够的点云数量。为进一步从聚合点云中提取时空特征, Pantomime 设计了 Pointnet++[40] 和 LSTM 的混合架构进行分类, 其中 Pointnet++旨在从点云中提取空间特征, LSTM 模块提取特征间的时间依赖。实验结果表明, Pantomime 取得了 95% 的识别准确率。

3.3 书写追踪

书写追踪需要对书写对象(例如手指或笔)进行准确量化跟踪, 由于基于毫米波信号的微位移测量在很大程度上依赖于接收信号的相位变化, 而受背景干扰影响容易致使相位失真, 如何提取微小位移引起的相位变化成为实现准确笔迹跟踪的关键。已有工作主要利用波束成形算法结合去噪算法提取相位变化。

mTrack [41] 提出一种基于 60GHz 毫米波无线系统的高精度书写追踪, 其系统设置和组件如图 6 所示。发射器配置以全向波束模式向跟踪区域发射信号, 接收器利用高定向天线来增强目标反射信号。接收信号经过三个精心设计的模块, 即锚点获取模块、相位跟踪模块和触摸检测模块, mTrack 实现了手写检测和跟踪。

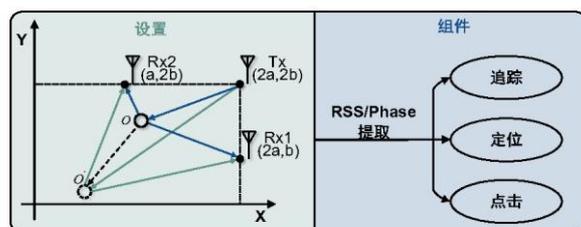


图 6 mTrack 设置和系统组件

mTrack 提出利用每个接收天线的接收信号强度(Received signal strength, RSS)和相位变化定位和跟踪写作对象。它首先利用离散波束控制技术获取离散 RSS 样本, 并使用内插最大 RSS 捕获每个接收天线的相对角度。随后, mTrack 根据相位变化持续跟踪书写对象。由于相位变化易受背景干扰而失真, 导致相位的转换、移动距离的误差使得跟踪结果偏差。mTrack 提出了一种双差分背景去除(Dual-differential background removal, DDBR)算法来消除这种影响。具体来说, mTrack 对连续的三个样本进行相位差分, 得到一个单相移样本。mTrack 又设计了相位计数和再生算法以增强 DDBR 算法。与此同时, mTrack 设计了基于 RSS 测量和相位方差的触摸事件检测方法。结果表明, mTrack 取得了 90% 的跟踪误差。

mmWrite[42] 借助 Qualcomm 60GHz 802.11ad 芯片组和额外的天线阵列利用 CIR 测量实现了高精度手

写跟踪系统。具体来说, mmWrite 首先对 CIR 采用背景减除算法去除静态物体的干扰, 随后应用数字波束成形技术估算反射信号的范围和方向。基于此, mmWrite 采用 STFT 技术提取多普勒速度和多普勒功率, 并应用三维恒虚警检测技术(Constant false alarm rate, CFAR)检测目标。最后, mmWrite 提出一种基于离散余弦变换(Discrete cosine transform, DCT) 的平滑技术增强轨迹估算。mmWrite 取得了 2.8mm 中位误差。

与 mmWrite 类似, mmKey [43] 实现了基于单一毫米波 AP 的通用虚拟键盘。mmKey 首先利用 CIR 差分振幅来检测运动的存在, 并采用运动过滤器和自适应背景消除技术提取仅与手指相关的反射信号。随后, mmKey 应用多信号分类算法(MULTiple signal classification, MUSIC)实现精确的击键定位。实验结果表明, mmKey 分别取得了 95% 以上的单键识别准确率和 90% 以上的多键识别准确率。

基于毫米波雷达的简单手势识别技术相比, 空中手写需要一致的运动跟踪。然而, 在长时间的手势跟踪过程中, 身体运动干扰和环境杂乱等挑战变得更加紧迫。此外, 由于空中书写缺乏支撑面, 轻微的手臂颤抖也会导致轨迹不顺畅。MMHTSR[44] 提出了一种两阶段处理框架。在第一阶段, 重新建立状态空间方程, 并采用局部相关的二维高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)算法进行帧间预测。通过结合不确定性估计, 为下一帧数据分配权重, 有效抑制非手势目标的干扰。在第二阶段, 使用卡尔曼滤波器完成手势轨迹的实时平滑和跟踪, 然后将轨迹映射到笛卡尔坐标系上。最后, 在低成本的 60GHz 毫米波雷达原型上部署端到端信号处理框架, 并利用深度学习实现手势轨迹识别。实验结果表明, MMHTSR 可以准确跟踪大约 5-40 厘米范围内的运动手势, 并成功识别 30 类空中手势轨迹, 包括大写字母 A-Z 和四种交互式手动动作。此外, Yu 等人[45] 提出了一种基于毫米波通信系统的协作传感框架, 以毫米级分辨率检测微小运动。该协作感测框架由一个发射器和两个接收器促进。每个接收器有两个射频链。由微小运动引起的多普勒效应可以分别在接收器处通过无源感测来检测, 并且可以通过积分多普勒频率来估计运动的速度。实验结果表明所提出的协作传感系统能够以 90% 的误差低于 6 毫米来跟踪手写体。

表 3 主流的活动识别算法比较

类别	方法	数据类型	算法	硬件平台	识别精度
活动识别	EI	CIR	卷积神经网络 无监督域对抗	60 GHz 天线阵列	65%识别率
	SPARCS	CIR	峰值检测、AoA 估计、 JPDAF STFT 算法 IHT 算法	mm-FLEX 平台	90%识别率
	RadHAR	点云	滑动时间窗口 时间分布卷积神经网络 BiLSTM	TI IWR1443	90.47%识别率
	m-Activity	点云	卷积神经网络 循环神经网络	TI IWR1443	93.25%离线准确率 91.52%实时准确率
	PALMAR	点云	聚类 AO-HMM 变分自动编码器	79 GHz 雷达	91.88%识别率
	mmSignature	点云 距离-速度谱	半监督学习 ResNet BiGRU	-	93.7%识别率
	MARS	点云	DBSCAN 卡尔曼滤波 2D CNN	TI IWR1642B00ST	识别准确率>94% 平均响应时间 2s

	Soli	距离多普勒频谱	贝叶斯过滤器	60 GHz 毫米波 雷达芯片 Soli	92.1%识别率
	RFWash	距离多普勒频谱	BiLSTM	毫米波雷达	大于 92%识别率
	mmASL	多普勒频谱	STFT、归一化 卷积神经网络 多任务学习网络	60 GHz 毫米波	40 个 ASL 下 87%准确率
手势识别	mmPose	点云	卷积神经网络	TI AWR1642B00ST	在 X、Y、Z 轴上分别 3.2cm、7.5cm 和 2.7cm 平均定位误差
	mHomeGes	点云	卷积神经网络 重影图像分离算法 HMM-VM	TI IWR1443	97.96%
	Pantomime	点云	聚类 Pointnet++ LSTM	TI IWR1443	95%
	mTrack	RSS、相位	离散波束控制 双差分背景去除	Vubiq 60 GHz	90%的 8mm 误差
	mmWrite	CIR	背景去除算法 数字波束成形 DCT 轨迹估计	Qualcomm 60 GHz 802.11ad	2.8mm 中值误差
书写追踪	mmKey	CIR	运动过滤 背景消除算法 MUSIC	Qualcomm 60 GHz 802.11ad	95%单键识别率 90%多键识别率
	[50]	OFDM signals	交叉歧义函数 (CAF) MUSIC 算法	Sivers 60GHz Phased array	90% 错误 < 6 mm
	MMHTSR	Raw signals	二维高斯过程回归 区域增长聚类方法 不确定估计 卡尔曼滤波	TI IWR6843 ISK	97.28%识别准确率 中位追踪过误差 < 2cm

4 基于毫米波的生物特征识别

人体生物特征测量是实现无处不在的人体感知的重要一步。通过基于毫米波的人体步态、体征或声音的感知识别,可以实现健康监测、人机交互等。

4.1 基于步态的人体识别

基于步态的人体识别的关键是定义合适的特征形式有效地从原始数据中提取与人体步态相关的特征,以识别不同用户。点云和距离多普勒频谱得益于保留了与步态相关的信号特征,包括反射信号的时间、空间和速度变化等,被研究人员广泛使用。

基于毫米波点云,mmGait [46] 提出了一种基于深度学习的毫米波步态识别方法。mmGait 采用 DBSCAN 算法和匈牙利算法得到人体步态对应的点云,并提出了一种神经网络结构 mmGaitNet 用于识别步态。网络结

构如图 7 所示, mmGaitNet 的输入是点云的五个属性 X, Y, Z, V 和 S, 其中 X, Y, Z 表示每个点的空间位置, V 和 S 表示对应径向速度和信号强度。实验结果表明, mmGait 在单人场景下识别准确率为 90%, 在五人场景下识别准确率为 88%。

一部分研究人员提出捕捉人体运动引起的信号频率变化识别步态。MU-ID [47] 侧重于探索下肢运动引起的信号变化特征来实现多用户识别。MU-ID 首先将原始数据转换为距离-多普勒频谱, 并沿速度维压缩距离多普勒频谱。然后按时间顺序排列, 从压缩后的频谱序列中提取下肢运动特征。当有多用户存在时, MU-ID 适用 AoA 差异性分离特征, 并基于轮廓分析分割出不同用户。最后, MU-ID 利用 CNN 网络进行识别分类。实验结果表明, MU-ID 单人识别准确率达到 97%, 四人识别准确率超过 92%。

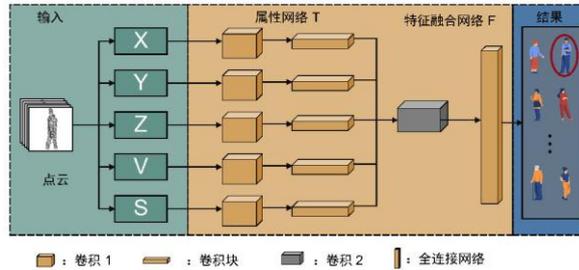


图 7 mmGaitNet 网络概览图

相比于点云、速度分析, 微多普勒频谱能反映更详细的局部运动信息用于对步态进行建模。GaitCube [48] 提出随时间维度挖掘微多普勒和微步态特征的联合特征, 即步态数据立方体, 以表示人体步态的物理相关特征。具体而言, GaitCube 首先从原始数据中获取时间范围谱, 并选择最大方差轨迹来检测主体, 通过速度提取和阈值比较检测人的行走阶段。随后, GaitCube 提取时间多普勒对数频谱能量并分段每个步态周期, 对微多普勒频谱进一步采取下采样、对齐操作形成步态立方体。结合轨迹长度和周期持续时间等特征, 步态立方体输入到卷积神经网络进行步态识别分类。实验结果表明, GaitCube 在使用一个接收天线时, 单个步态周期内取得了 96.1% 的识别准确度, 而在使用所有接收天线时准确度则提高到 98.3%。

4.2 体征测量

体征测量的核心挑战在于时域信号变化的细粒度表征以及准确的体征信息提取。当感知目标是呼吸和心率等生命特征时, 频域分析或基于学习的特征提取方法被广泛采用。

mmVital[49] 首先探索了如何使用 60 GHz 毫米波信号连续监测人体呼吸和心率。mmVital 根据人体的反射损耗估算用户位置, 调整发送端和接收端角度将信号发送到人体特定位置以提取反射信号强度。由于 RSS 对人体周期性运动十分敏感, mmVital 借助带通滤波器检测 RSS 的频率峰值进而估算出呼吸和心率。实验结果表明, mmVital 平均估计误差为每分钟 0.43 次呼吸(Bpm) 和每分钟 2.15 次心跳(bpm)。为了解决日常环境中的噪声干扰对不同呼吸模式识别的问题, mmWave-RM[50] 利用毫米波雷达捕获的呼吸信号。其首先利用信号叠加的方法滤除大部分静态噪声, 并设计椭圆滤波器, 以获得 0.1 Hz 至 0.5 Hz 之间呼吸波形的更准确图像。其次, 结合定向梯度直方图 (HOG) 特征提取算法, 利用 K 近邻 (KNN)、卷积神经网络 (CNN) 和 HOG 支持向量机 (G-SVM) 对四种呼吸模式进行分类, 即、正常呼吸、缓慢而深长的呼吸、快速呼吸和脑膜呼吸。总体准确率达到 94.75%。

考虑信道脉冲响应 CIR 可以获得比 RSS 更为详细的生命体相关信息, ViMo [51] 尝试利用 CIR 时间序列实现多人体征测量。当毫米波信号被人体反射时, CIR 相位会因周期性人体运动 (即呼吸和心跳) 而周期性变化。ViMo 依次在距离维度上和角度维度上使用 1D-CFAR, 2D-CFAR 来检测反射物体。由于人体微动会带来信号相位变化, ViMo 首先将人与静态反射物体区分, 通过自相关函数从 CIR 相位中找到峰值位置以估

计呼吸率，同时采用 spline 平滑算法对呼吸信号进行估计和消除。最后，基于给定的增强心跳信号，ViMo 利用动态规划方法连续估计心率。实验结果表明，在单个用户的情况下，ViMo 取得了 0.19 Bpm 和 0.92 bpm 的中位误差，在 3 个用户的情况下，呼吸率和心率的平均准确度超过 92.8%。

如图 8 所示，RF-SCG [52] 设计了一个 4D Cardiac Beamformer 直接从毫米波雷达反射信号重建心电图 (SCG) 波形，捕获细粒度的心血管事件。为了感知心脏的微振动，如何精准定位到心脏 3D 位置并获取增强的心脏毫米波反射信号是首要问题。为此，RF-SCG 首先将心率估计问题表述为一维匹配问题，并通过 CNN 和模板匹配技术进行求解得到心率估计值。随后，RF-SCG 应用 FFT 和波束成形技术提取三维空间内的时域信号，并结合心率估计值得到心脏的最佳三维位置。在获得心脏反射信号后，RF-SCG 利用卷积神经网络实现了从毫米波信号到 SCG 波形的转换。最终，RF-SCG 恢复的波形与基准波形之间具有大于 0.72 的相关系数。考虑到毫米波心律失常需要区分心律失常患者的微小和短暂的异常心脏活动，mmArrhythmia[53] 定制了一个编码器-解码器模型，可以直接对原始 IQ 传感数据进行心律失常特征编码、采样和融合，从而区分正常心跳和心律失常。此外，mmArrhythmia 通过设计多通道集成学习来增强毫米心律失常的鲁棒性，以解决心律失常数据分布不平衡导致的模型偏差问题。实验结果表明 mmArrhythmia 具有稳健的心律失常检测能力，准确度为 97.32%，特异性为 98.63%，敏感性为 92.30%。

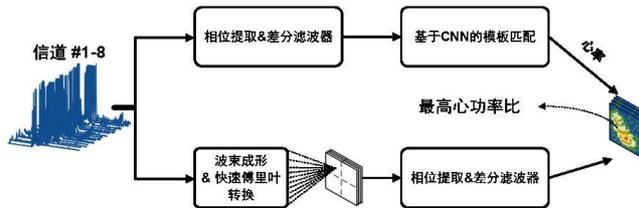


图 8 4D Cardiac Beamformer 的架构

除了直接从反射信号中恢复体征信号外，研究人员还探索了利用信号分解技术提取体征信号。mmHRV [54] 利用改进的变分模态分解 (Variational modal decomposition, VMD) 算法从反射信号中提取心跳信号，并监测心率变化 (Heart rate variability, HRV)。同样地，mmECG[55] 则设计了一种层次 VMD 方法估计毫米波信号中的心脏运动，并利用基于模板的优化方法重建心动周期。HeartPrint[56] 使用 3 阶小波包变换 (Wavelet packet transform, WPT) 分析心跳波形的变化，并在多个频域进行多分辨率分析。

上述信号分解算法都是基于信号线性叠加的假设。然而，MoVi-Fi [57] 提出了不同的观点：由生命体征引起的反射信号以非线性方式与其他运动引起的反射信号叠加在一起。为解决这种非线性盲源分离问题，MoVi-Fi 采用深度对比学习解耦身体运动和生命体征之间的非线性组合，并利用编码-解码器模型恢复心跳波形和呼吸波形。实验结果表明，MoVi-Fi 可以在剧烈的身体运动下恢复生命体征波形。VED[58] 提出变分编码器-解码器网络直接将原始数据转换为心跳波形。结果表明，它取得了小于 2.4% 的心率估计中值误差和高于 0.92 的中值波形余弦相似度。

与上述工作直接分析身体运动反射的毫米波信号不同，CardiacWave [59] 提出通过分析电磁场变化来感知生命体征，该工作提出利用心脏毫米波散射效应 (Cardiac-mmWave scattering effect, CaSE)，即心脏电活动引起的电磁场将调制胸部散射的毫米波信号。基于此，CardiacWave 采用具有可学习系数的掩码滤波器从 IF 信号中提取 CaSE 特征，利用深度学习网络获取类似心电图的信号并得到心脏事件。实验结果表明，恢复的波形与基准值高度正相关，包含高保真心脏临床特征。

除了上述心率、呼吸、心跳波形等体征检测之外，mmBP[60] 开发了一种具有高精度和微小运动鲁棒性的非接触式 BP (Blood Pressure) 监测系统。为了降低噪声，mmBP 首先将接收到的毫米波信号从时域转换到延迟多普勒 (Delay Doppler, DD) 域以保留与脉冲相关的信息，并利用它们在 DD 域中的不同属性滤除噪声。

同时,为了减轻微小运动影响,mmBP利用脉冲信号的周期性和相关性提出了功能链路自适应滤波器(Functional Link Adaptive Filter, FLAF)。实验结果表明,mmBP的收缩压SBP和舒张压DBP的平均误差分别为0.87mmHg和1.55 mmHg。SBP和DBP的标准偏差误差分别为5.01 mmHg和5.27 mmHg。

长期承受压力会损害人的心理甚至身体健康,压力监测对于精神疾病和慢性病的预防、诊断和治疗具有越来越重要的意义。然而,当前的压力监测方法要么繁重,要么具有侵入性,这阻碍了它们在实践中的广泛使用。mmStress[61]提出了一种非接触式、非侵入式的解决方案,它采用毫米波雷达来感知受试者的日常生活活动,从中提取人体压力。mmStress建立在人类压力与“位移活动”之间经过心理验证的关系之上,即,处于压力下的受试者会无意识地做出坐立不安的行为,如抓挠、走来走去、轻拍脚等。mmStress设计了一个神经网络自主识别和量化潜在的位移活动,从宏观和微观时间尺度学习人类活动,利用人类活动的连续性来准确提取异常位移活动的特征。同时,mmStress通过在模型训练期间纳入事后Logit调整程序来解决不平衡应力分布问题,实验结果表明mmStress在对低、中和高压进行分类方面实现了约80%的准确率。

4.3 声音识别

声音识别是毫米波传感的另一个重要应用领域。基于麦克风的传统解决方案在嘈杂的环境或室外隔音场景中常常失效。得益于毫米波信号的穿透性和高方向性,人们可以通过毫米波定向捕获与语音相关的反射信号,从而实现声音识别或窃听。与步态识别和体征测量不同,声音识别主要是从声音相关信号中提取时间频谱来重构声音。这意味着声音识别对频域中的复杂噪声更加敏感,这些噪声可能来自周围的声场、电磁干扰甚至不完善的硬件。另一方面,由于感知目标是喉咙附近的微小区域,如何精准定位成为关键问题。

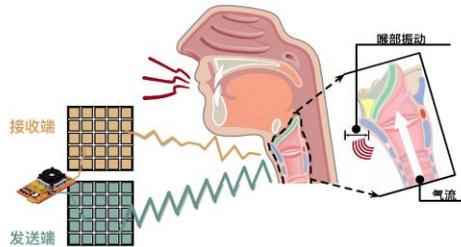


图9 反射的毫米波信号表示语音信息

WaveEar[62]首先探索了如何利用毫米波信号实现抗噪声语音感知。如图9所示,皮肤反射的毫米波信号与人类语音有很强的相关性,说话者声带的振动包含了语音信息,可以通过对喉部表面测量捕获语音信息。WaveEar设计了一个定制的24 GHz毫米波探针,其中发送端和接收端由16根天线组成,遵循 4×4 布局。基于此设备,WaveEar通过全方位扫描来检测喉咙的位置,并将对应的毫米波反射信号转换为一系列频谱图,输入深度神经网络得到声音谱图,并采用Griffin-Lim相位重建方法恢复声音。实验结果表明,WaveEar取得低于1.5的平均梅尔倒谱失真(Mel-Cepstral distortion, MCD)和低于6%的词错误率(Word error rate, WER)。

由于人的声带和声道各不相同,发音过程可以看作是一个独特的特征,用于安全认证。借助毫米波传感的高方向性和高分辨率可以消除许多噪声,VocalPrint[63]提出利用近喉区域振动的独特性实现安全的语音认证系统。VocalPrint首先计算距离多普勒矩阵(Range-Doppler matrix, RDM)并去除杂波,随之提取残余相位倒谱系数(Residual phase cepstrum coefficients, RPCC)、梅尔频率倒谱系数(Mel frequency cepstral coefficient, MFCC)等特征以验证用户身份。实验结果表明,VocalPrint在不同条件下的认证准确率均达到96%以上。DONG等人[64]提出了一种基于毫米波的说话人验证系统,通过捕捉声带振动和嘴唇运动信息,并应用MFCC特征和模糊WPT技术提取特征输入到卷积神经网络实现用户验证。

基于毫米波的声音识别不仅用于身份验证,还可实现非法窃听。由于压电薄膜的特性会随着声压变化而

变化,且能够被毫米波雷达捕获,mmPhone [65] 基于此特性利用毫米波雷达窃听受隔音环境保护的扬声器语音。为了提高接收信号的信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR),mmPhone 采用基于深度学习的去噪方法来处理非平稳噪声,并利用无训练谐波扩展方法提高语音清晰度。Wavedropper [66] 应用小波分析从混合信号中提取语音相关信号,输入循环神经网络识别语音。实验结果表明,Wavedropper 对 57 个词的识别准确率为 91.3%。

由于反射的毫米波信号受环境声学噪声、电磁噪声等各种噪声的严重影响,接收信号的信噪比制约了恢复的音质。为了抵抗复杂噪声的影响,RadioMic[67] 首先利用线性拟合算法提取由声音引起的相位变化,并对来自多个天线和多径分量的信号采用选择组合方案。最后, RadioMic 提出了一种通过深度学习的声音增强方案,用于带宽扩展和去噪。MILLIEAR [68] 则直接采用条件生成对抗网络(conditional generative adversarial nets, cGAN)来增强音频成分并降低噪声,取得了小于 4 的平均 MCD。

另一方面,由于说话人位置和姿势的动态变化,喉部在现实场景中难以检测和定位,使得与语音相关的信号无法准确提取和分析。Wavoice [69] 则探索了毫米波雷达的反射信号与麦克风收集的音频信号之间的内在相关性,通过音频信号辅助毫米波雷达精确检测喉部位置并补偿信息损失,实现抵抗噪声的语音识别方法。如图 10 所示,Wavoice 首先通过比较每个范围区间中的音频信号和毫米波信号来检测语音活动,并将两个信号相乘输入低通滤波器。如果这两个信号具有相同或相似的频率分量,则在低通滤波器的输出中会出现能量峰值。然后,Wavoice 提出了两个基于学习的多模态信号融合模块。一个模块交换有效特征,而另一个模块将各自的信息投射到联合特征空间中。最后,使用典型的语音到文本翻译系统从联合特征空间中提取语义信息。实验结果表明,Wavoice 在 7 米范围内取得了低于 1%的字符错误率(Character error rate, CER)。

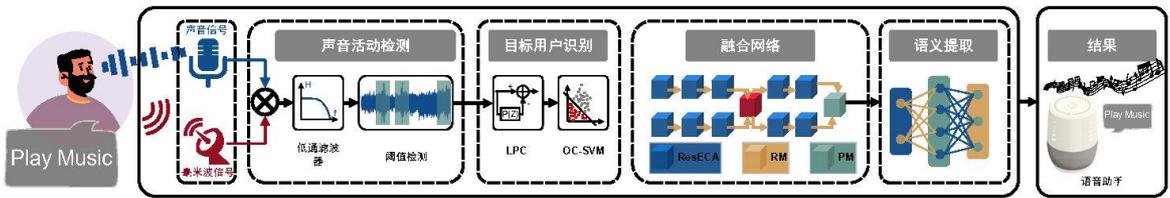


图 10 Wavoice 多模型语音识别系统

然而,在非视距(Non-Line-of-Sight, NLoS)场景下,喉咙与雷达之间的视距(Line-of-Sight, LoS)路径很难找到,甚至不存在,语音检测问题仍然存在。AmbiEar [70] 探索利用说话者周围的物体提取语音信息。由于声音以机械波的形式传播,说话者的声音会引起周围物体的类似振动,这些振动与声音高度相关。为了检测说话人周围的周围物体,AmbiEar 提出了一种基于方差的人体轨迹检测算法来检测人的运动轨迹并定位周围物体。然后 AmbiEar 将改进的最小方差无失真响应(Minimum variance distortionless response, MVDR) 算法应用于来自周围物体的毫米波反射信号,提取信号中共同成分并增强每个信号。最后,这些信号叠加在一起并输入端到端网络以进行语音识别。AmbiEar 在 NLoS 场景下取得了 87.21%的单词识别准确率。

表 4 主流的生物特征识别算法比较

类别	方法	数据类型	算法	性能
步态识别	mmGait	点云	DBSCAN 算法	90%单人识别率
			匈牙利算法	88%的 5 人识别率
			深度神经网络	
	MU-ID	距离多普勒频谱	轮廓分析	97%的单人识别率
			CNN 网络	92%的 4 人识别率
	GaitCube	微多普勒频谱	卷积神经网络	98.3%

体征测量	mmVital	RSS	带通滤波器	0.43Bpm 2.15bpm
	ViMo	CIR	2D CFAR	0.19Bpm 0.92bpm
	mBeats	多普勒频谱	IIR 滤波器 卷积神经网络	8 种姿态下 95.26%准确率
	RF-SCG	毫米波信号	波束成形 差分滤波 CNN 模板匹配	0.72 相关系数的心电图波形重构
	mmHRV	毫米波信号	VMD 算法 3 阶 WPT LSTM 网络	97.96%
	MoVi-Fi	毫米波信号	深度对比学习 Encoder-decoder 网络	95%
	VED	毫米波信号	变分 encoder-decoder 网络	2.4%心率估计中值误差 0.92 的中值波形余弦相似度
	CardiacWave	毫米波信号	掩码滤波器 深度学习网络	95%
	mmBP	毫米波信号	延迟多普勒转换 FLAF	0.87mmHg 的收缩压 1.5mmHg 的舒张压
	mmArrhythmia	I/Q 信号	Encoder-decoder 网络 ResBlock Multichannel Ensemble Learning	97.32%准确度, 98.63%特异性, 92.30%灵敏度
mmStress	点云	multi-head attention dilated causal convolutions post-hoc logit adjustment	80%准确率	
mmWave-RM	毫米波信号	KNN CNN G-SVM	94.75%准确率	
WaveEar	毫米波信号	神经网络 Griffin-Lim 相位重建	低于 1.5MCD 小于 6%WER	
VocalPrint	距离多普勒矩阵	杂波去除 RFCC MFCC	96%准确率	
mmPhone	毫米波信号	深度学习 无训练谐波扩展	93%识别率	
Wavedropper	毫米波信号	小波分析 循环神经网络	91.3%准确率	

MILLEAR	毫米波信号	条件生成对抗网络	MCD 小于 4
Wavoice	音频信号、毫米波信号	低滤波波 深度学习网络	低于 1% CER
AmbiEar	毫米波信号	MVDR 端到端网络	87.21% 识别率

5 基于毫米波的人体成像

与现有的视觉、红外、X 光成像系统不同，毫米波信号能够穿透衣服并在能见度低的条件下工作，同时其具有更高的私密性和毫米级精度，已广泛用于姿势/姿势跟踪[71] [72]，自动驾驶 [73]，安全问题[74]-[76] 等。

毫米波成像面临的最大挑战是数据稀疏性，这是由于毫米波雷达设备的天线阵列尺寸小、以及毫米波信号的镜面反射导致的空间分辨率不足。一般来说，雷达系统的空间分辨率定义为： $\text{分辨率} \propto \text{波长} \times \text{距离} / \text{孔径}$ 。对于尺寸为 $1.8\text{cm} \times 1.8\text{cm}$ 的天线阵列，其空间分辨率在距离 1m 处最多只能达到 28cm 。为了提高分辨率，常采用合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)技术将毫米波设备按照预定轨迹均匀移动并收集反射信号。

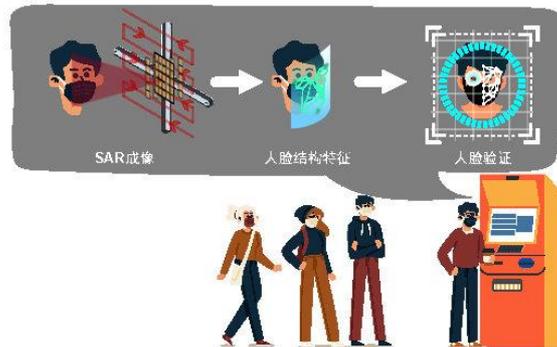


图 11 mmFace 的流程图

mmFace [74] 提出了一种使用商用毫米波雷达 (TI IWR1642-BOOST) 的反欺骗人脸认证系统。如图 11 所示，mmFace 沿着特定的 2D 滑轨移动雷达以模拟大孔径平面天线阵列，并收集来自人脸的反射信号。由于毫米波反射系数仅取决于面部表面的材料，mmFace 设计使用反射信号的幅度提取生物特征以进行活体检测。随后，mmFace 提出利用距离迁移算法(Range migration algorithm, RMA)从反射信号中构建 3D 面部图像。为了解决 3D 面部图像受距离变化影响，mmFace 将人脸图像上明亮区域轮廓(该区域对应用户面部的曲面曲率相对稳定)的傅里叶描述符作为面部结构特征，并基于相似度匹配进行识别验证。此外，为了减轻用户注册开销，mmFace 提出了一种虚拟注册信号(Virtual registration signals, VRS)生成方法，只需要给定用户从不同角度拍摄的三张 2D 面部照片，基于毫米波信号的传播理论模型即可生成模拟的脸部毫米波反射信号，得到用户相应的面部结构特征并存储为模板。实验结果表明，mmFace 取得了 96% 的平均认证成功率(Authentication success rate, ASR) 和低于 5% 的平均等错误率 (Equal error rate, EER)。

遗憾的是，预设移动轨迹和均匀采样的前提条件使得在手持设备上模拟 SAR 极具挑战性。为此，SquiggleMilli [72] 使用非线性运动补偿和基于压缩传感的框架来生成均匀且密集的采样网格位置。当用户在空中自由移动设备时，SquiggleMilli 会根据相位变化将测量样本均匀映射到网格上最近的点。为了避免样本不足而导致形状混叠，SquiggleMilli 结合采样点周围的多个测量值来估计缺失值，并将恢复过程表示为 L1 范数最小化问题，利用无约束基追踪去噪方法解决。随后，SquiggleMilli 利用体素分割提取不同深度物体的

3D 形状。同时为增强重建 3D 形状的可感知性, SquiggleMilli 利用预训练的 cGAN 模型来恢复对象中的高空间频率, 将 3D 毫米波形状转换为准确的 2D 形状, 并设计两个网络来预测其 3D 特征和类别。实验结果表明, SquiggleMilli 重建的二维形状相似度得分在 0.85 到 0.95 之间, 对物体的分类准确率达到 90% 以上。

与 SquiggleMilli 利用相位变化模拟 ASR 不同, milliCam [75] 借助具有亚毫米像素分辨率的共定位相机, 通过测量平移和旋转来计算设备的位置和轨迹, 模拟在空中滑动手持式毫米波设备的 SAR 成像原理, 并提出了一种基于毫米波的扫描系统, 如图 12 所示。考虑到目标场景非常近, 虽然相机的定位误差达到了 7 毫米, 但仍然会导致明显的成像误差。根据对毫米波信号中大部分目标场景是由镜面反射引起的稀疏现象的观察, milliCam 通过融合聚类算法和双三次插值, 重新设计了一种运动补偿算法。此外, 为抵抗反射率变化和噪声反射引起的图像失焦, milliCam 分别使用 Otsu 的方法和斜视校正对散焦图像进行迭代分割和校正。紧接着, 为了确保仿真孔径之间的相位相干性, milliCam 利用发送端与接收端之间的视线信号来校准非相干相位。结果表明, $5 \times 5 \text{ cm}^2$ 和 $20 \times 20 \text{ cm}^2$ 的测量误差分别小于 20% 和 4%。

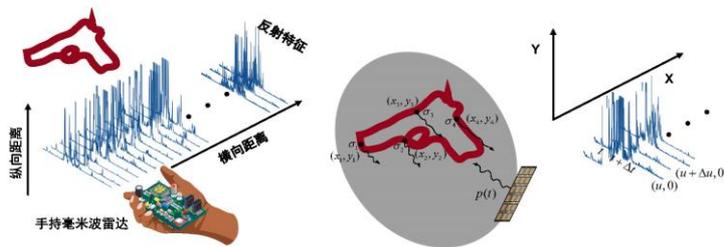


图 12 milliCam 的流程图

基于 SAR 的成像方法要求目标物体静止或相对静止 (接收机的移动速度远快于目标), 并不适合于跟踪动态变化的目标位姿/姿态。由于人体关节骨骼的空间关系和时间依赖性隐藏在毫米波反射信号序列中, 因此最近的研究工作提出利用深度学习算法将姿态跟踪转化为优化问题。MilliPose [77] 提出了一种机器学习模型来解决分辨率差、镜面反射和反射率变化等问题。首先, MilliPose 利用 cGAN 架构从低分辨率 3D 毫米波信号生成高分辨率 2D 全身轮廓图像。与此同时, 通过引入人体关节的自由度(Degree of Freedom, DoF)和范围非常有限的人体生物力学, MilliPose 设计了一个由两层 GRU 网络和结构预测层(Structured Prediction Layer, SPL)组成的深度学习网络预测下一个姿势的骨架关节, 并将预测的姿势反馈给 cGAN 以助于生成高质量的人体骨骼。结果表明, 关节位置预测的中位误差仅为 2.1 cm。

mmPose [78] 提出了基于毫米波点云的人体骨骼姿势实时估计方法。首先, 其利用 TI AWR1642BOOST 收集反射信号构建三维点云, 并根据反射强度为每个点分配 RGB 加权像素值得到三维热图。mmPose 又将该热图进一步压缩为两个低分辨率平面, 即深度方位角平面和深度仰角平面, 在克服热图稀疏性同时减少了不必要计算成本。最后, mmPose 使用分叉卷积神经网络输出人体的骨骼关节坐标。实验结果表明, mmPose 能够准确地预测四种不同手势。

除此之外, 最近的工作又进一步提出使用深度学习算法从毫米波信号中生成信息。mmFER [79] 通过从原始毫米波信号中提取和探索细微的面部肌肉运动来识别多个用户的面部表情。首先, mmFER 利用多入多出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术定位目标对象的面部区域, 并利用空间信息消除环境噪声干扰。然后, mmFER 结合高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)减轻身体运动对面部定位的影响。基于此, mmFER 提出了一种从 2D 图像到毫米波模型知识转换的跨域网络模型。最后, mmFER 提出了一种自动编码器以重塑毫米波数据, 消除数据异质性的影响。实验结果表明, 当主体与雷达之间距离在 0.3~2.5m 时, mmFER 取得超过 80.57% 的精度。

与生成 2D 图像不同, mmMesh[71] 提出了一种深度学习框架, 实现从毫米波信号重建动态 3D 人体网

格。首先,为了减轻环境和多路径效应的影响,mmMesh 使用注意力机制标记出人体反射的点云(具有更高的权值),粗略估计人体形状和姿态。为进一步正确对齐点,使人体网格更准确,mmMesh 动态选择一些靠近主体的“虚拟位置”作为锚点,并将 3D 点云聚类分组为几个子集,每个子集则对应不同的身体部分。同时,考虑到局部结构关联,mmMesh 将 Skinned Multi-Person Linear (SMPL)模型作为附加约束。实验结果表明,mmMesh 的平均关节位置误差(Mean Per Joint Position Error, MPJPE)和关节旋转误差分别为 2.18 cm 和 3.8°。

此外,RPM [80] 设计了一个多维特征融合主干网络,由两个模块组成:一个是通道融合模块,根据相关性有效地融合水平和垂直射频信号特征;另一个是可变形多阶段卷积模块,提取对尺度不敏感的特征表示。由于毫米波雷达的高方向性,在每个射频信号快照中会包含不同肢体的反射信号,RPM 应用空间注意模块对非局部骨骼关系进行建模,从单个快照中恢复不同身体部位。随之,RPM 使用时间注意模块对跨 3D 骨骼序列的时间依赖性进行建模,最终得到一个完整的 3D 骨架。实验结果表明,RPM 的 MPJPE 值为 5.71 cm。

虽然基于深度学习的方法被证明是有效的,但收集真实世界信号进行训练的过程非常耗时且劳动密集。受益于 GAN 技术的成功及其强大的抗噪声能力,HawkEye[81] 设计一个 cGAN 架构,通过输入低分辨率的毫米波热图生成高分辨率的深度图。对于生成器网络,HawkEye 利用编码解码框架生成 2D 深度图像,同时应用跳跃连接机制以深度保留高频细节。考虑到输入和输出数据格式不同,鉴别器采用双流架构对真实样本和生成样本进行分类。此外,收集真实世界的毫米波数据进行训练非常耗时,HawkEye 提出了一种数据合成器,使用光线追踪(ray-tracing)模拟真实世界中毫米波信号的传播,并生成逼真的毫米波 3D 热图。

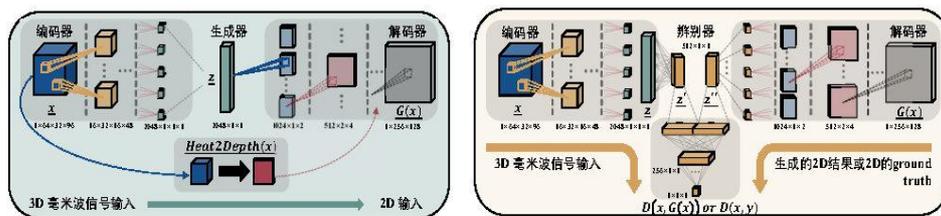


图 13 HawkEye 的系统架构图

除了使用毫米波雷达设备之外,mmEye [82] 开创性的在单个商用 60GHz WiFi 设备上实现毫米波成像工作。为了突破分辨率的限制,mmEye 提出应用 MUSIC 算法和 Akaike 信息准则来重建空间谱。但考虑到 MUSIC 算法的秩远小于传入信号数量时,其性能将大幅下降甚至失效。为了在不损失精度的情况下克服秩不足问题,mmEye 基于联合发射机平滑(Joint transmitter smoothing, JIT)设计了一种新型 2D 空间平滑技术,该技术为每个单独的 Tx 重用整个 Rx,而不是划分接收数组。对于成像,mmEye 提出了一种背景和噪声消除(background and noise cancellation, BANC)算法来去除干扰信号,并应用最小均方误差(Minimum mean square error, MMSE)估计器利用前几个毫米波脉冲计算背景 CIR。此外,mmEye 根据空间光谱能量分布的方差搜索兴趣点(Point of interest, PoI)。给定一组兴趣点,mmEye 通过解决加权最小绝对偏差问题将它们转换为普通图像。实验结果表明,它实现了 27.2%的中值轮廓(形状)差异和 7.6 cm 的中值边界关键点精度。

尽管商用射频信号已被用于实现 3D 人体姿态跟踪,但是,已有研究仍无法处理多个用户在同一空间的情况。针对此问题,m3Track [83] 提出了一种基于商用毫米波信号的 3D 姿势跟踪系统。基于随运动速度变化的多普勒响应,m3Track 对距离多普勒剖面进行卷积运算,以检测所有用户及其相应的距离。同时,它还利用最小方差无失真响应从不同角度分离所有用户。给定距离和角度,m3Track 基于 3 圆柱模型(分别与头颈、胸部手臂和腿部相关)提取每个用户的特征谱,包含 2 个距离-角度-剖面(空间特征)和一个从毫米波信号计算距离多普勒剖面(时间特征)。随后,m3Track 设计了一个双流深度学习架构,将空间特征和时间特征作为输入来提取全局体形特征和局部身体运动特征。通过连接这些特征,应用回归模型来预测骨骼关节的 3D 坐标并重建身体姿势。为了在多用户场景中跟踪姿势,需要将重建的姿势准确地映射到真实世界的 3D 空间,m3Track 利用 K-means 算法将基于 CFAR 算法生成的点云分成多个集群。每个集群具有唯一三维坐标的簇中

心对应一个姿势关节，通过搜索最小映射误差可以得到最优映射关系。由于计算得到 3D 坐标是在极坐标系中，m3Track 设计了一个坐标转化相关的扩展卡尔曼滤波器 (coordinate correlated EKF) 来计算用户在笛卡尔坐标系中的位置。借助位置轨迹，m3Track 实现了在真实世界的多用户场景中连续跟踪 3D 姿势。实验结果表明，在 4 用户场景下整体跟踪误差为 42.4 mm。

检测障碍物后面的后续目标一直是人类面临的重大挑战。基于低频穿墙雷达信号能够穿透障碍物并在目标表面反射的特点，Wang 等人[84] 提出一种基于 MIMO 雷达穿墙的实时多人 3D 位姿估计方法。我们提出的方法解决了当人体完全被障碍物阻挡时无法实时恢复人体姿势的问题。该方法遵循跨模态监督学习流程，首先使用同步相机和自行设计的穿墙雷达来获得配对的 RGB 图像和穿墙雷达图像。然后，其使用基于单目相机的 3D 姿态估计方法作为教师网络，从 RGB 图像中提取 3D 姿态作为监督信号。最后，该方法设计了一个基于 Transformer (ERPENT) 的端到端雷达姿态估计网络作为学生网络，它从两个不同的时间雷达信号中学习姿态特征并直接预测最终的 3D 人体姿态。与现有的基于雷达的多人位姿估计方法不同，该方法不需要额外的雷达目标反射区域检测过程，从而大大缩短了必要的位姿估计时间。在实际应用中，只需采集穿墙雷达图像并将其输入 ERPENT 即可预测 3D 人体姿势。实验表明，在 28 厘米紧凑砖墙场景条件下，人体关键点的平均定位精度为 40.15 毫米。重建一帧 3D 姿态的时间成本是 0.082 秒。

表 5 主流的毫米波成像算法比较

方法	数据类型	算法	硬件平台	性能
mmFace	信号强度	距离迁移算法	TI IWR1642BOOST	96% ASR 低于 5% EER
		特征匹配 Ray-tracing		
Squiggle Milli	信号相位	非线性运动补偿、压缩	60 GHz 天线阵列	0.85-0.95 相似度 90% 分类准确率
		感知 无约束基追踪去噪		
millipoint	3D 点云	cGAN	毫米波级联雷达	1.2% 中位累积最终误差
		动态规划 自动多聚焦机制 Capon 算法		
mmMesh	点云	注意力机制	TI	2.18cm 平均关节定位误差 3.8° 关节旋转误差
		聚类 SMPL	AWR1843BOOST	
RMP	点云	注意力机制 可变性多阶段卷积	两个商用毫米波雷达	5.71cm 平均关节定位误差
Hawkeye	毫米波雷达	cGAN	Pasternack 60 GHz radio	30cm 平均测距误差 0.84、0.93cm、0.09cm 的长宽高误差 30° 平均朝向误差
		ray-tracing SAR 算法		
mmEye	点云	MUSIC	60 GHz AP	27.2% 中值轮廓误差 7.6cm 中值边界关节精度
		JIT BANC 算法		
m3Track	多普勒频谱	最小方差无失真响应	3D LiDAR	42.4mm 跟踪误差
		双流深度学习框架 K-means		
[84]	RGB images	cross-modal	1-2-GHz MIMO	平均定位精度为 40.15 mm, 重建时间耗时为 0.082 s
	radar images	supervision learning	radar with a	

camera-based 3-D pose estimation	4-transmitter and 16-receiver antenna array
3-D CNN	
Transformer	

6 数据集

为了推进毫米波感知的研究工作，一些研究人员发布了相应的数据集，涵盖不同的类型，包括步态、手势和康复运动。如表 5 列举了不同数据集。

MARS 数据集[85] 是第一个具有良好标记关节的毫米波点云的康复运动数据集。它使用 TI IWR1443Boost 毫米波雷达来收集数据，并使用 Microsoft Kinect V2 传感器生成对应的标签信息。在采集期间，受试者需要进行 10 次不同的康复运动。每一帧或图像将被处理以计算覆盖上半身和下半身的 19 个关节的 3D 位置。此外，**mRI**[86] 构建了一个高质量、大规模的多模态数据集，包括毫米波点云、RGB 图、深度图和惯性信号。

MMActivity 数据集[32] 是第一个通过毫米波雷达用于人类活动识别的数据集。实验设置 TI IWR1443BOOST 工作频率在 76-GHz 至 81-GHz 频率范围、采样率为每秒 30 帧。该数据集包含从两个用户收集的五种不同活动：步行、跳跃、开合跳、深蹲和拳击。捕获的点云包含空间坐标、速度、距离、强度和方位角。**mmPose** [78] 数据集则使用两个 TI IWR1642，其中一个相对于另一个逆时针旋转 90°，从四个动作中收集毫米波样本，并利用 Microsoft Kinect 获得活动标签。

mmBody [87] 使用 Arbe Robotics 的 Phoenix 毫米波雷达和两个深度摄像头构建了一个数据采集平台，其中主摄像头位于毫米波雷达正下方，另一个从属摄像头位于雷达的一侧。主体与雷达的距离为 3-5 米，从属雷达与身体的距离为 1.5 ~ 2.3 米。此外，**mmBody** 征集了 20 名不同体重和身高的志愿者，在不同条件下（例如光线不足、雨水、烟雾和不同材料的遮挡）完成 100 个动作。同样的，**mmMesh**[71] 选择 TI AWR1843BOOST 来收集 8 项日常活动反映的毫米波数据，并利用 VICON 运动捕捉系统采用 10 fps 的采样率来获取高精度动态姿态信息，以生成人体网格基准数据。

M-gesture 数据集 [88] 是第一个收集用于手势识别的毫米波雷达信号的数据集。其总共收集数据时长 1357 分钟，涉及 144 人（其中男性 64 人，女性 80 人），该实验不仅包含视距场景感知，还包含某些障碍物（例如纸张、金属板）存在条件下的非视距感知。**mHomeGes** [38] 和 **Pantomime** [39] 同样使用 TI IWR1443 来收集智能家居场景中的手势。

mmGait [46] 是第一个毫米波数据集，收集了 95 名志愿者的步态数据，包括 45 名男性和 50 名女性。实验中部署两个毫米波雷达（TI IWR6843 和 IWR 1443），位置彼此相距 1m。采集时，志愿者被要求以固定路线和自由行走两种方式移动，其中多场景下最多有 5 人。在数据处理中，**mmGait** 使用 CFAR 和 DBSCAN 技术去除干扰，然后将两个不同直角坐标系的点云转换为相同的坐标系。

毫米波传感中使用的传统机器学习模型难以应对有限的训练数据集。当遇到看不见的用户、环境、传感器配置、测试类等时，它们的性能会急剧下降，而通过人工方式来增加数据量是一项十分巨大且耗时间的工作。为解决数据问题，**RFGen**[89] 通过使用跨模式生成框架来合成和扩展毫米波传感数据，以提高毫米波传感系统的泛化能力。**RFGen** 提出了一个定制的光线追踪模拟器来模拟射频传播以及与物体/环境的交互，然后利用一组扩散模型生成大量 3D 场景，并在特定应用“提示”的指导下将视觉场景表示转换为相应的毫米波传感数据。**RFGen** 将基于物理的光线追踪与黑盒扩散模型相协调，从而实现准确、可扩展且可解释的视觉到射频数据合成。此外，利用丰富的视频存储库来生成合成雷达数据，但它面临着关键挑战，包括 i) 多人之间雷达信号的多径反射和衰减，ii) 生成的数据不可转换，导致生成的数据质量较差各种应用的通用性，以及 iii) 视频的类不平衡问题导致模型稳定性低。为此，**Midas** [90] 通过两个组件从视频中生成真实的、可转换的雷达数据：(i) 数据生成网络（DG-Net）结合了几个关键模块，深度预测，人体网格拟合和多人反射

模型, 模拟雷达信号的多径反射和衰减, 输出可转换的粗略雷达数据, 然后通过 Transformer 模型生成真实的雷达数据; (ii) 变体暹罗网络 (VS-Net) 选择关键视频片段来消除数据冗余, 以解决类别不平衡问题。我们使用来自各种外部数据源的视频数据和现实世界的雷达数据来实施结果表明 Midas 相对于活动识别和物体检测任务的最先进方法的巨大优势。

表 6 多个公开毫米波数据集的比较

数据集	设备	数据类型	实验设置	感知任务	感知场景	实验人数	活动数量	数据集大小 (帧数)
mRI	RGB 相机	图像 点云 惯性信号	RGB: 30 Hz	康复活动	单人	20	12	160K
	Depth 相机		Depth: 30 Hz					
	IMU		IMU: 50 Hz					
	TI IWR1443		mmWave: 10 Hz					
MARS	Microsoft Kinect	点云	mmWave: 10 Hz, 3.2GHz BW	康复活动	单人	4	10	40K
	TI IWR143		Camera: 30 Hz					
mmPose	TI AWR1642	点云	mmWave: 10 Hz, 3.072GHz	步行 摆动	单人	2	4	38K
	Microsoft Kinect		BW					
mmBody	Azure Kinect	点云	mmWave: 10-30 fps	人体骨骼 mesh	-	20	100	200K
	mmWave radar	图像	Camera: 30 fps					
MMActivity	TI IWR1443	点云	3.19 GHz BW	拳击 跳跃 蹲起 步行	单人	2	5	16K
			30 fps					
mmMesh	TI AWR1843	点云	VICON: 10 fps	人体骨骼	单人	20	8	480K
	VICON		mmWave: 3.9GHz BW, 10fps					
M-gesture	TI IWR1443	毫米波信号; 点云; 距离-多普勒频谱	4 GHz BW 18.18 fps	手势	单人	144	5	56K
mmGait	TI IWR6843	点云	IWR6843: 3.75GHz	步态	最多 5人	95	-	-
	TI IWR1443		BW, 10fps IWR1443: 4GHz BW, 10fps					
mHomeGes	TI IWR1443	多普勒图	3.19 GHz BW, 10 fps	手臂姿势	单人	25	10	22K
Pantomime	TI IWR1443	点云	3.19 GHz BW, 30 fps	半空中手势	单人	45	21	23K

7 经验总结

当前基于毫米波的人体感知覆盖了各种感知任务及相应的解决方案。在利用毫米波实现特定感知任务时, 首先需要选择合适的硬件平台和信号处理形式。例如, 点云更适合用于轮廓相关的感知任务, 如活动识别或

人体成像, 而相位波形更适合用于细粒度定量感知任务, 如手写跟踪或生物特征测量。

正如我们之前提到的, 不同的感知任务有不同的技术框架, 也面临不同的挑战。例如, 跟踪和定位工作仍然受到轨迹交叉和多径效应的困扰, 这在室内多人定位方面有很大的改进空间。在运动识别方面, 连续动作识别和动态人体方向变化仍然是未解决的问题。考虑到生物特征测量对人体部位(胸部、喉部等)定位和感知的独特要求, 人体位置和姿势的不确定性使得精确的身体部位定位和弱生物特征信号的增强值得研究。在人体成像方面, 广泛使用了 SAR 技术和深度学习模型, 如何提高成像速度和模型泛化能力有待研究。

人们应进一步探索相应感知任务的核心技术挑战, 这些挑战决定了所采用算法的具体技术目标。例如, 在活动识别、手势识别和语音识别等识别任务中, 考虑到不同个体带来的数据差异(持续时间、强度、变化等), 基于学习的分类方法通常表现出更好的识别能力。此外, 在手写跟踪和生命体征感知等测量任务中, 复杂的噪声对感知结果有显著影响, 因为这些任务需要细粒度的定量测量。因此, 需要仔细设计降噪方法。

此外, 应仔细观察感知场景以辅助感知方法并获得更好的感知结果。例如, 应仔细考虑人体方向和雷达部署, 以减少潜在的信号失真和环境噪声。另一方面, 人类与环境反射体之间的多次反射以及人体对环境的影响可能包含额外的人体相关信息, 这可以帮助实现更通用或更精确的感知。

最后, 鼓励人们在各种场景中部署其系统, 以详细验证其性能。考虑到在复杂场景中对细粒度感知的需求不断增加, 例如在智能驾驶舱和智能家居中, 多场景实验验证不仅可以探索潜在的能力, 还可以促进基于毫米波的人体感知在实际场景中的部署。

8 挑战和未来展望

如上所述, 基于毫米波的人体感知虽然得到了长足的发展, 但其在功能性、适用性、准确性和普遍性方面与理想愿景之间仍然存在很大差距。而要填补这一空白需要从硬件、算法、传感介质和应用设计等不同层面技术进行创新研究。因此, 本节的讨论将围绕四个主要研究方向, 即硬件和平台、增强适用性、新颖的传感方案以及与新介质的集成。

8.1 硬件与平台

(1) 硬件限制

当前基于毫米波的传感技术仍然深受硬件能力有限的影响, 天线数量不足、传输功率有限和硬件降噪能力阻碍了毫米波传感的进一步发展。

以基于毫米波雷达的传感为例, COTS 毫米波雷达只有几个天线, 这导致角度分辨率非常有限。例如, IWR1443 和 IWR6843ISK ODS 包含 3 个 TX 天线和 4 个 RX 天线, 其只能提供 $3 * 4 = 12$ 个虚拟天线, 让 3 个 Tx 天线轮流发射信号, 4 个 Rx 天线同时接收信号, 经过 Angle-FFT 运算其角度分辨率仅为 $180^\circ / (3 * 4) = 15^\circ$ [91]。显然这样的角度分辨率不足以实现许多细粒度的传感任务, 如面部成像。研究人员尝试执行 Rx 波束成形 [91] [92] 和合成孔径雷达 (SAR) 技术 [73] [74] 来扩展雷达的角度分辨率, 但目前的解决方案仍然无法令人满意。为了进一步提高角度分辨率, 最直接有效的方法是增加天线数量并利用新颖的信号增强技术。德州仪器 (TI) 推出了一款功能强大的雷达 TI MMWCAS-RF-EVM, 它具有 12 个 Tx 天线和 16 个 Rx 天线, 具备更高的角度分辨率。遗憾的是, 其四雷达级联阵列实施致使外形尺寸倍增其功耗 (高于 20 W) 远高于之前提到的那些雷达 (低于 2 W)。这些因素限制了其实际部署, 特别是在需要考虑能耗的移动场景中。此外, 可以探索一些信号局部分辨率技术, 例如 Chirp-Z 变换技术 [93]。

感应范围是另一个重要的技术指标。毫米波雷达对人的感知范围非常有限。例如, mmTrack [19] 只能跟踪 5 m 范围内的用户; WaveEar [63] 仅能对 2 m 范围内说话者执行语音识别。其原因是毫米波的极高频率导致其快速衰减, 使得几米外与人体相关的信号特征变得模糊。为了克服传感范围的限制, 可以是使用发射功率较高的雷达, 也可以使用增强反射信号的辅助设备, 例如镜面反射标签 [94] [96]。

(2) 潜在方向

考虑到当前有限的硬件能力严重制约了感知技术的发展, 我们希望探讨未来毫米波硬件的发展趋势, 为

工业界和学术界的研究人员提供一些思路和合理的想象。

首先,随着射频集成电路(RFIC)技术的不断发展,雷达的射频前端和计算单元已经能够封装到小尺寸芯片,将毫米波雷达集成到手机、智能手表等设备中,实现更无处不在的传感成为一种可能。在过去的几年里,仅仅 Soli[17] 进行了这种尝试,大多数雷达仍然没有集成。尽管如此,小型化仍将是一大趋势。

此外,由于天线的数量决定了毫米波硬件的角度分辨率和方向感测能力,因此更多的天线肯定会受到工业界和学术界的欢迎。德州仪器(TI)注意到了这种广泛的需求,推出了功能更强大的雷达 TI MMWCAS-RF-EVM,与毫米波雷达相比,毫米波探头通常具有更多的天线,例如高通 802.11ad 60GHz WiFi 的 32 个 Tx 天线和 32 个 Rx 天线。然而,这些探头无法轻易形成更大的虚拟天线阵列。此外,依次发送和接收的感知信道也限制了它们的传感频率。

最后,更灵活的定制化将是有吸引力和令人着迷的。目前的毫米波硬件平台已经实现了大量的信号采集和处理功能。然而,由于硬件集成度高,开发人员很难通过修改硬件来做出尝试,例如天线布局和极化方向修改。我们相信更灵活的定制一定能激发社区的创造性。

8.2 增强适用性

(1) 实际部署中的挑战

除了有限的硬件能力之外,复杂的部署环境也给基于毫米波的人体感知带来了各种严峻的挑战。非视距场景和多径效应是这些复杂环境中最常见的挑战。

由于人体的位姿动态以及雷达与目标之间的遮挡,有时无法直接获取与人体相关的信号,尤其是在非视距场景下。在这种情况下,我们可以通过环境反射来获取与人体相关的信号[91],或者通过人体对周围物体的影响来实现间接传感[70]。一些工作还尝试利用毫米波信号的穿透性来实现非视距场景中的人体感知[65][66][97]。但由于渗透率不够,其应用场景受到限制。

多径效应还对基于毫米波的人体传感的实际部署提出了挑战,特别是在密集的环境中。由于毫米波信号在环境物体表面的反射,接收到的信号是具有不同时延和衰减的多个信号的叠加。研究人员试图通过部署多个雷达[98]或利用目标与重影图像之间的动态一致性来消除多径干扰[38]。与消除多径效应不同,mmReliable[99]则利用多个波束来实现更可靠的通信链路。然而,人类感知中多径效应的利用仍有待探索。

尽管现有的工作已经提供了大量的数据集,但在定量感知数据集方面仍是一片空白。例如,人类呼吸和心跳的实际测量数据集对于开发相关的基于毫米波的传感技术具有重要意义。

(2) 潜在研究方向

回顾过去几年不断丰富的基于毫米波的人体感知应用,其感知逐渐量化、泛在和细粒度等方向发展。

基于毫米波的人体感知已经实现了从跟踪和定位到生命体征感知的应用,但对人体的定量感知仍然有待开发。以手势识别为例,现有的工作可以很好地区分手势类型,但对每个手势的幅度等量化指标却很难分析。为了进一步推动毫米波感知技术的发展,准确的量化感知是其中关键一步。如果没有符合误差标准的量化指标,公众很难为这些感知技术买单。

另一个趋势在于无处不在的感知,包括更广泛的范围、更通用的场景和更丰富的能力。正如我们之前提到的,由于部署环境复杂,现有工作大多是在特定场景的有限感知范围内实现单一感知任务。如何实现更普遍的传感仍然是一个悬而未决的问题。其中,实际场景中的距离、遮挡、多径等诸多因素都会导致毫米波感知应用受到限制。

最后,随着毫米波传感技术的深入,细粒度感知被人们所关注,包括生命传感和声音识别等。然而,我们相信毫米波传感技术的潜力不止于此。凭借定向和细粒度的能力,毫米波技术有望实现更复杂的感知应用,例如皮肤病检测、眨眼识别等。

8.3 新型感知技术

为了进一步丰富基于毫米波的感知能力,研究人员开始寻找新的方法,例如融合感知和多任务感知。另

一方面, 研究人员注意到毫米波的间接感知能力, 并试图通过侧信道实现隐藏感知。

(1) 融合感知

针对现有基于毫米波的人体感知技术的局限性, 一些研究人员开始逐步探索融合感知的可行性。通过将毫米波信号与视觉、惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU) 和声学等其他媒介相结合, 融合感知有望提供更准确、更稳健的结果。

一方面, 融合感知可以提高传感效率和能力。基于其他介质的感知技术可以分担毫米波感知的一部分任务, 例如, Gadre 等人[97] 利用毫米波+摄像头多模态感知系统来跟踪箱子的位置和箱子中易碎产品的相对位置, 采用基于视觉的感知算法定位箱子, 使得毫米波感知可以专注于估算箱子中产品的位置。

另一方面, 通过与基于其他介质的感知结果相互校正, 融合感知可以进一步提高精度。Li 等人 [100] 采用由 IMU 辅助的基于毫米波雷达的及时定位和地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)解决方案。利用 IMU 数据将连续的雷达扫描点云组合成“多扫描”, 以实现准确且稳健的 SLAM 结果。Wavoice [69] 探索了毫米波雷达和麦克风音频之间的内在相关性, 通过结合嘈杂的音频信号和受噪声干扰的毫米波信号, Wavoice 可以实现抗噪声语音识别。考虑到人类感知的复杂性, 融合感知是一种有吸引力的和有效的方式。

(2) 多任务感知

人类感知的复杂性还体现在感知任务的交错上, 例如手势识别和体征感知都是智能家居中健康监测的重要组成部分。如果能够用一个毫米波雷达同时感知这两个任务, 那么智能家居的部署和实施就可以得到简化, 对人的束缚也将得到进一步释放。

然而, 多任务感知并不是多个单任务感知的简单叠加。例如, 人的手势和体征信号密切相关难以分开。一方面, 多个人类感知任务之间的关系是实现多任务感知的挑战, 这使得难以建模和分析反射信号。另一方面, 不同感知任务之间可以相互关联和改进。多任务学习方法在其他领域, 尤其是视频图像, 取得了极大进步, 通过结合该方法将为基于毫米波的多任务感知提供可行的技术路径。

(3) 人体感知侧通道

除了直接感知外, 潜在的侧通道也可以用来获取与人体相关的信息。通过分析人体对其他物体的影响推断出与人体相关的信息。

电流感应侧信道常用于声音识别, 尤其是窃听。mmEve[101] 和 mmSpy[102] 利用从智能手机背面反射的毫米波信号与从智能手机听筒发出声波的高度相关性试图, 恢复从智能手机耳机发出的语音。mmPhone [65] 则利用压电薄膜随声压的变化解码语音。除此之外, 还有一些工作使用“侧通道”来窃听设备。例如, SpiralSpy[103] 利用恶意软件将数据显著编码为风扇控制信号, 通过毫米波雷达感知和解码风扇运动状态。

考虑到不仅人的语音会对周围环境产生影响, 研究人员又进一步探索了键盘感知、步态识别等诸多感知任务中的侧通道。

8.4 与新型介质融合

随着无线通信技术的不断发展和创新, 许多无线通信技术已经应用于感知任务, 包括感知与通信一体化、后向散射和智能反射面等。

(1) 传感通信一体化

随着人体感知需求的不断增加以及 3GPP 5G-NR 和 IEEE 802.11ad/ay 等毫米波网络技术的出现, 集成感知与通信(Integration sensing and communication, ISAC)受到了学术界和学术界的广泛关注。

毫米波网络的日益普及, 基于通信设备的人体感知似乎更适合生活场景。吴陈沐等人提出了一系列基于 60GHz 探针的工作, 例如 mmWrite [42]、ViMo [51] 和 mmTrack [19]。不过, 这些作品都需要将探头调整为类雷达模式, 放弃通信功能。因此, 这样的设计只能支持传感和通信的轮换, 而无法实现 ISAC。相反, 工作[30] [55]提出了基于 IEEE 802.11ay 的 ISAC 解决方案。它利用稀疏通信数据包的 CIR 测量来分析人体运动, 而不会干扰通信。考虑到 5G 网络和 WiZig 的普及, ISAC 在日常场景中的应用潜力巨大。

此外, 一些研究人员已经开始赋予专为感知而定制的毫米波雷达额外的通信能力。例如, 人们改变毫米

波信号的频率、传输时间和间隔来编码信息。由于这超出了本文的范围,在此不会展开介绍。

在实施 ISAC 时存在几个关键的技术挑战,包括通信辅助传感和传感辅助通信。首先,人们需要仔细考虑信息传递和信道状态估计之间的权衡。后者通常作为传感的基础,分配给信息传输的功率越大,意味着传感能力越弱,反之亦然。由于不同场景下通信和感知的比例不同,人们应该通过实际测量和建模来分析权衡,以达到预期的目标。其次,由于硬件限制和环境干扰(例如 LoS 路径阻塞),ISAC 的覆盖范围往往受到限制,阻碍了 ISAC 在许多场景中的应用。

最后,与纯无线传感场景相比,ISAC 中来自其他设备的干扰会更强。干扰信号可能导致 ISAC 信号损坏、延迟甚至丢失。为了提高 ISAC 在干扰较多的场景下的鲁棒性,人们可以采用类似于 SPARCS[30] 的补偿操作,也可以通过频分复用、时分复用等预定措施来保护 ISAC 信号免受干扰。

(2) 反向散射传感

反向散射技术[104] -[108] 在过去几年中发展迅速,为低端设备提供通信能力。与有源无线电相比,反向散射有望成为功耗极低、体积更小且更便宜的替代方案。由于反向散射标签的反射信号同时受到调制信息和信道状态的影响,因此我们可以通过将标签贴在目标上并分析反射信号的变化来感知目标状态。

反向散射技术已用于提高毫米波感知范围。例如,Millimetro [95] 利用定制的反向散射标签来实现远距离的精确定位。该标签由 Van Atta 后向反射器构成,无论入射角度和标签的移动性如何,它都可以将载波信号反射回到达方向。借助回射标签,可以在长距离(超过 100 m)内以高精度(厘米级)定位所附着的目标。这样的设计可以增强毫米波反射信号并扩大感知范围。

毫米波感知能力还可以通过结合毫米波传感和反向散射技术来增强。RoS [94] 利用多个可配置的 Van Atta 阵列来构建雷达可读的路标。这些阵列按照定制的几何布局形成,可以通过汽车雷达进行区分。随着毫米波反向散射技术的不断发展[96] [109],我们相信将会有更多的毫米波传感工作与反向散射技术相结合,适应各种传感任务。

(3) 智能反射面

作为一种具有成本效益的技术,智能反射面(Intelligent reflective surface, IRS)[110] - [113] 一直是通过智能地重新配置无线传播环境来提高通信和感知系统性能的一个有吸引力的课题。通常,IRS 是由大量无源反射元件组成的超表面,每个反射器都会对入射信号产生可调节的相移和幅度变化。凭借重新配置毫米波信号方向的能力,IRS 有望在增强毫米波系统的覆盖范围和能源效率方面发挥重要作用。

由于毫米波信号的强方向性和快速衰减,毫米波感知的覆盖范围一直非常有限。由于 IRS 可以重新配置毫米波信号的方向,将毫米波信号“折射”到原本无法到达的位置,从而增强感知覆盖范围。例如,MilliMirror [113] 设计了一个无源超表面原型,它通过将毫米波信号重定向和重塑到任何异常方向,将毫米波无线电的覆盖范围扩展到盲点。mmWall [114] 提出了另一种由超材料制成的可调智能表面,它可以使快速毫米波光束中继穿过墙壁,并在人体阻挡视线路径时将光束功率重定向到另一个方向。此外,mmWall 还支持将输入信号拆分为多个波束并同时控制多臂波束,这样就可以进行“穿墙”感应甚至多人感应。

凭借如此强大的功能,IRS 也有可能被用于非法攻击。Mess[115] 实现了基于毫米波超表面的非法窃听,通过利用可重构表面中的两个自由度(空间和时间),MeSS 生成并引导一个隐藏的定向边带朝向窃听器,同时保持主带朝向合法客户端的方向。Joonas Kokkonieni 等人[116] 还讨论了毫米波段相控阵型可重构 IRS 的信道建模。

综上所述,我们认为 IRS 的研究有机会为解决毫米波感知的痛点,如 NLoS、移动性和波束对准开辟方向。同时,也给我们的隐私保护带来了新的挑战。

(3) 扩展到太赫兹

随着智能应用和设备的快速增加,可以预见 5G 网络很难满足不断增长的网络流量。根据 ITU-T 的预测 [117],2030 年全球移动流量将增长至每月 5016EB,而 2020 年将增长至每月 62EB。为了解决这个问题,业界和学术界对 6G 网络进行了讨论和研究。毫米波信号和太赫兹信号因其广泛的未开发频谱而有望在 6G

中使用。目前,毫米波通信和太赫兹通信在实验室环境中已达到 1 TB / s 和 206.25 Gbit / s 的数据速率^{2,3}。

另一方面,由于缺乏相应的标准,我们从应用场景对 6G 在人体感知方面的需求做了一些预测。6G 网络预计将以人为中心,提供全面的人体感知。因此,6G 将更加关注全息式通信、数字孪生、触觉互联网等各种与人类相关的应用。以触觉互联网为例,人体传感技术可用于识别人体运动,6G 网络有望满足 1 毫秒或更短反应时间的低传输延迟[118]。基于我们对毫米波传感的总结,我们对太赫兹感知进行了一些讨论,以补充 6G 的蓝图。

太赫兹信号与毫米波信号有许多相似之处,包括高频、大带宽和极高的衰减。随着无线传感的不断发展,太赫兹信号也开始进入研究人员的视野,并被用来实现一些感知任务,例如室内定位[119]。由于太赫兹信号频率(0.3-3 THz)远高于毫米波信号(0.03-0.3 THz),太赫兹感知面临许多独特的挑战,并具有有吸引力的潜在能力。

太赫兹信号的高频特性会导致极高的衰减,导致感知范围非常有限,接收信号信噪比较低。有限的感知半径可能导致太赫兹难以应用于室外人体感知。此外,如何从低信噪比接收信号中可靠地提取与人体相关的相位还需要进一步探索。可能需要新颖的低噪声电子设备。考虑到分离的收发器设备,需要紧密同步来提取与人体相关的信息,这在更高的频率下将更具挑战性。相反,太赫兹信号的更高频率和更大带宽使得太赫兹传感具有更精细的传感能力和更高的空间分辨率,这意味着可以实现更细粒度的传感任务,例如细粒度的医学成像、指纹检测、考虑到毫米波信号的频率限制,太赫兹传感更适合实现此类细粒度的传感任务。

9 总结

随着 5G 网络和自动驾驶的发展,毫米波传感越来越普及。本文重点调研、总结了基于毫米波人体感知的最新研究进展。首先,本文回顾了基于不同传感任务的现有毫米波传感工作,即人体跟踪和定位、运动识别、生物测量和人体成像。基于当前研究现状,本文进一步讨论了潜在的挑战,并提出了未来的方向,包括用于增强和隐藏传感的传感技术,以及集成传感和通信。

References:

- [1] D. H. Phan, S. Bonnet, R. Guillemaud, E. Castelli and N. Y. Pham Thi. Estimation of respiratory waveform and heart rate using an accelerometer. In: Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Vancouver, BC, 2008:4916-4919.
- [2] A. Puranen, T. Halkola, O. Kirkeby and A. Vehkaoja. Effect of skin tone and activity on the performance of wrist-worn optical beat-to-beat heart rate monitoring. In: Proceedings of 2020 IEEE SENSORS. Rotterdam, Netherlands, 2020:1-4.
- [3] Spasojevic Sofija, Jos ´ e Santos-Victor, Tihomir Ili ´ c, Slaan ´ Milanovic, Veljko Potkonjak, and Aleksandar Rodi ´ c. A vision-based system for movement analysis in medical applications: The example of Parkinson disease. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision Systems. Cham, 2015:424-434.
- [4] M.-Z. Poh, D. J. McDuff, and R. W. Picard. Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. Opt. Express, 2010, 18(10):10762-10774, 2010.
- [5] H. Qi, Z. Guo, X. Chen, Z. Shen, and Z. J. Wang. Video-based human heart rate measurement using joint blind source separation. Biomed. Signal Process. Control. 2017, 31:309-320.
- [6] Zeng Y, Pathak PH, Mohapatra P. WiWho: WiFi-based person identification in smart spaces. In: Proceedings of the 2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Vienna, Austria, 2016:1-12.
- [7] Zeng Y, Wu D, Gao R, Gu T, Zhang D. FullBreathe: Full human respiration detection exploiting complementarity of CSI phase and amplitude of WiFi signals. In: Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. Singapore Singapore, 2018, 2(3):1-9.

2 <https://eurasianimes.com/100-times-faster-china-claims-new-world-record-in-data-streaming/>

3 <https://techbyte.co.in/6g-network-what-is-6g-in-india-application/>

- [8] Xie Y, Xiong J, Li M, et al. mD-Track: Leveraging multi-dimensionality for passive indoor Wi-Fi tracking. In: Proceedings of the 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Los Cabos, Mexico, 2019: 1-16
- [9] Großwindhager B, Rath M, Kulmer J, Bakr MS, Boano CA, Witrisal K, Romer K. SALMA: UWB-based single anchor localization system using multipath assistance. In: Proceedings of the 16th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Shenzhen, China, 2018:132-144.
- [10] Zhou B, Lohokare J, Gao R, et al. EchoPrint: Two-factor authentication using acoustics and vision on smartphones. In: Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. 2018: 321-336.
- [11] Jiang H, Zhang J, Guo X, He Y. Sense me on the ride: Accurate mobile sensing over a LoRa backscatter channel. In: Proceedings of the 19th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. 2021: 125-137.
- [12] Xie B, Cui M, Ganesan D, Chen X, and Xiong J. Boosting the Long Range Sensing Potential of LoRa. In: Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services, 2023:177-190.
- [13] Xie B, Ganesan D, Xiong J. Embracing lora sensing with device mobility. In: Proceedings of the 20th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems, 2022:349-361.
- [14] Wang Z, Li J, Jin Y, Wang J, Yang F, Li G, Ni X, Ding W. Sensing beyond itself: Multi-functional use of ubiquitous signals towards wearable applications. *Digital Signal Processing*. 2021, 116:103091.
- [15] Abdu FJ, Zhang Y, Fu M, Li Y, Deng Z. Application of deep learning on millimeter-wave radar signals: A review. *Sensors*. 2021, 21(6):1951.
- [16] Shastri A, Valecha N, Bashirov E, Tataria H, Lentmaier M, Tufvesson F, Rossi M, Casari P. A Review of Millimeter Wave Device-based Localization and Device-free Sensing Technologies and Applications. *IEEE Communications Surveys Tutorials*. 2022.
- [17] Lien J, Gillian N, Karagozler ME, Amihoud P, Schwesig C, Olson E, Raja H, Poupyrev I. Soli: Ubiquitous gesture sensing with millimeter wave radar. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2016, 35(4): 1-19.
- [18] Gu T, Fang Z, Yang Z, Hu P, Mohapatra P. MmSense: Multi-person detection and identification via mmWave sensing. In: Proceedings of the 3rd ACM Workshop on Millimeter-wave Networks and Sensing Systems. Los Cabos Mexico, 2019:45-50.
- [19] Wu C, Zhang F, Wang B, Liu KR. mmTrack: Passive multi-person localization using commodity millimeter wave radio. In: Proceedings of the IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications. ORLANDO, USA. 2020: 2400-2409.
- [20] Hartigan JA, Wong MA. Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm. *Journal of the royal statistical society. series c (applied statistics)*. 1979, 28(1):100-108.
- [21] Zhao P, Lu CX, Wang J, Chen C, Wang W, Trigoni N, Markham A. mid: Tracking and identifying people with millimeter wave radar. Proceedings of the 15th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). Santorini Island, Greece, 2019:33-40.
- [22] Ester M., Kriegel H., Sander J., Xu XW. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In: Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96). Portland, USA, 1996:226-231.
- [23] Alam MA, Rahman MM, Widberg JQ. Palmar: Towards adaptive multi-inhabitant activity recognition in point-cloud technology. In: Proceedings of the IEEE INFOCOM 2021-IEEE Conference on Computer Communications. Vancouver, Canada, 2021:1-10.
- [24] W. Li, R. Chen, Y. Wu and H. Zhou. Indoor Positioning System Using a Single-Chip Millimeter Wave Radar. *IEEE Sensors Journal*, 2023, vol. 23, no. 5, pp. 5232-5242.
- [25] Raimondi M, Ciattaglia G, Nocera A, Senigagliesi L, Spinsante S, Gambi E. mmDetect: YOLO-based Processing of mm-Wave Radar Data for Detecting Moving People. *IEEE Sensors Journal*. 2024, 24(7):11906-11916.
- [26] Li W, Wu Y, Chen R, Zhou H, Yu Y. Indoor Multi-Human Device-Free Tracking System Using Multi-Radar Cooperative Sensing. *IEEE Sensors Journal*. 2023, 23(22):27862-27871.
- [27] Endo K, Ishikawa T, Yamamoto K, Ohtsuki T. Multi-person position estimation based on correlation between received signals using mimo fmcw radar. *IEEE Access*. 2023, 11:2610-2620.
- [28] T. Watanabe, Y. Ma and R. Huang, Multiple-person Tracking with mmWave Radar Using Adaptive Clustering and Ghost Removing, In: 2023 IEEE Smart World Congress (SWC), Portsmouth, United Kingdom, 2023, pp. 668-675

- [29] Jiang W, Miao C, Ma F, Yao S, Wang Y, Yuan Y, Xue H, Song C, Ma X, Koutsonikolas D, Xu W. Towards environment independent device free human activity recognition. In: Proceedings of the 24th annual international conference on mobile computing and networking. New Delhi, India, 2018:289-304.
- [30] Pegoraro J, Lacruz JO, Rossi M, Widmer J. SPARCS: A Sparse Recovery Approach for Integrated Communication and Human Sensing in mmWave Systems. In: Proceedings of the 21st ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Milano, Italy, 2022:79-91.
- [31] Lacruz JO, Garcia D, Mateo PJ, Palacios J, Widmer J. mm-FLEX: an open platform for millimeter-wave mobile full-bandwidth experimentation. In: Proceedings of the 18th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. Toronto, Canada, 2020:1-13.
- [32] Singh AD, Sandha SS, Garcia L, Srivastava M, Radhar. Human activity recognition from point clouds generated through a millimeter-wave radar. In: Proceedings of the 3rd ACM Workshop on Millimeter-wave Networks and Sensing Systems. Los Cabos Mexico, 2019:51-56.
- [33] Wang Y, Liu H, Cui K, Zhou A, Li W, Ma H. m-activity: Accurate and real-time human activity recognition via millimeter wave radar. In: Proceedings of the 2021-2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Toronto, Canada, 2021:8298-8302.
- [34] Sen A, Das A, Pradhan S, Chakraborty S. Continuous Multi-user Activity Tracking via Room-Scale mmWave Sensing. In: 2024 23rd ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN) 2024 May 13 (pp. 163-175). IEEE.
- [35] Yao Y, Zhang H, Xia P, Liu C, Geng F, Bai Z, Du L, Chen X, Wang P, Han B, Yang T. mmSignature: Semi-supervised human identification system based on millimeter wave radar. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2023 Nov 1;126:106939.
- [36] Khamis A, Kusy B, Chou CT, McLaws ML, Hu W. RFWash: a weakly supervised tracking of hand hygiene technique. In: Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Yokohama, Japan, 2020: 572-584.
- [37] Santhalingam PS, Hosain AA, Zhang D, Pathak P, Rangwala H, Kushalnagar R. mmASL: Environment-independent ASL gesture recognition using 60 GHz millimeter-wave signals. In: Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. Virtual Event, 2020, 4(1):1-30.
- [38] Liu H, Wang Y, Zhou A, He H, Wang W, Wang K, Pan P, Lu Y, Liu L, Ma H. Real-time arm gesture recognition in smart home scenarios via millimeter wave sensing. In: Proceedings of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies. CANCUN, Mexico, 2020, 4(4):1-28.
- [39] Palipana S, Salami D, Leiva LA, Sigg S. Pantomime: Mid-air gesture recognition with sparse millimeter-wave radar point clouds. In: Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. Virtual Event, 2021, 5(1):1-27.
- [40] Qi CR, Yi L, Su H, Guibas LJ. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. In: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. California USA, 2017:5105-5114.
- [41] Wei T, Zhang X. mtrack: High-precision passive tracking using millimeter wave radios. In: Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Paris, France. 2015:117-129.
- [42] Regani SD, Wu C, Wang B, Wu M, Liu KR. mmWrite: passive handwriting tracking using a single millimeter-wave radio. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021, 8(17):13291-305.
- [43] Hu Y, Wang B, Wu C, Liu KR. mmKey: Universal Virtual Keyboard Using A Single Millimeter-Wave Radio. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021, 9(1):510-24.
- [44] Chen Q, Cui Z, Zhou Z, Tian Y, Cao Z. MMHTSR: In-Air Handwriting Trajectory Sensing and Reconstruction Based on mmWave Radar. *IEEE Internet of Things Journal*. 2023 Oct 19.
- [45] Yu C, Luo Y, Chen R, Wang R. Passive Handwriting Tracking via Weak mmWave Communication Signals. *IEEE Wireless Communications Letters*. 2024 Jan 1.
- [46] Meng Z, Fu S, Yan J, Liang H, Zhou A, Zhu S, Ma H, Liu J, Yang N. Gait recognition for co-existing multiple people using millimeter wave sensing. In: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. NY, USA, 2020, 34(01):849-856.
- [47] Yang X, Liu J, Chen Y, Guo X, Xie Y. MU-ID: Multi-user identification through gaits using millimeter wave radios. In: Proceedings of the 2020-IEEE Conference on Computer Communications. Toronto, Canada, 2020:2589-2598.

- [48] Ozturk MZ, Wu C, Wang B, Liu KR. GaitCube: Deep data cube learning for human recognition with millimeter-wave radio. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021, 9(1):546-57.
- [49] Yang Z, Pathak PH, Zeng Y, Liran X, Mohapatra P. Monitoring vital signs using millimeter wave. In: *Proceedings of the 17th ACM international symposium on mobile ad hoc networking and computing*. Paderborn, Germany, 2016:211-220.
- [50] Hao Z, Wang Y, Li F, Ding G, Gao Y. mmWave-RM: A Respiration Monitoring and Pattern Classification System Based on mmWave Radar. *Sensors (Basel, Switzerland)*. 2024 Jul;24(13).
- [51] Wang F, Zhang F, Wu C, Wang B, Liu KR. ViMo: Multiperson vital sign monitoring using commodity millimeter-wave radio. *IEEE Internet of Things Journal*. 2020, 8(3):1294-1307.
- [52] Ha U, Assana S, Adib F. Contactless seismocardiography via deep learning radars. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. London, United Kingdom, 2020:1-14.
- [53] Zhao L, Lyu R, Lin Q, Zhou A, Zhang H, Ma H, Wang J, Shao C, Tang Y. mmArrhythmia: Contactless Arrhythmia Detection via mmWave Sensing. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. 2024 Mar 6;8(1):1-25.
- [54] Wang F, Zeng X, Wu C, Wang B, Liu KR. mmhrv: Contactless heart rate variability monitoring using millimeter-wave radio. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021, 8(22):16623-16636.
- [55] Xu X, Yu J, Ma C, Ren Y, Liu H, Zhu Y, Chen YC, Tang F. mmECG: Monitoring Human Cardiac Cycle in Driving Environments Leveraging Millimeter Wave. In: *Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022-IEEE Conference on Computer Communications*. London, UK, 2022:90-99.
- [56] Wang Y, Gu T, Luan TH, Lyu M, Li Y. HeartPrint: Exploring a Heartbeat-Based Multiuser Authentication With Single mmWave Radar. *IEEE Internet of Things Journal*. 2022, 9(24):25324-25336.
- [57] Chen Z, Zheng T, Cai C, Luo J. MoVi-Fi: Motion-robust vital signs waveform recovery via deep interpreted RF sensing. In: *Proceedings of the 27th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New Orleans, USA, 2021:392-405.
- [58] Zhang S, Zheng T, Chen Z, Luo J. Can We Obtain Fine-grained Heartbeat Waveform via Contact-free RF-sensing? In: *Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022-IEEE Conference on Computer Communications*. London, UK, 2022: 1759-1768.
- [59] Xu C, Li H, Li Z, Zhang H, Rathore AS, Chen X, Wang K, Huang MC, Xu W. CardiacWave: A mmWave-based Scheme of Non-Contact and High-Definition Heart Activity Computing. In: *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. Virtual Event, 2021, 5(3):1-26.
- [60] Shi Z., Gu T., Zhang Y., Zhang X. mmbp: Contact-free millimetre-wave radar-based approach to blood pressure measurement. In: *Proceedings of the 20th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, Boston, United States, 2022.
- [61] Liang K, Zhou A, Zhang Z, Zhou H, Ma H, Wu C. mmStress: Distilling human stress from daily activities via contact-less millimeter-wave sensing. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. 2023 Sep 27;7(3):1-36.
- [62] Xu C, Li Z, Zhang H, Rathore AS, Li H, Song C, Wang K, Xu W. Waveear: Exploring a mmwave-based noise-resistant speech sensing for voice-user interface. In: *Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. Seoul, Republic of Korea, 2019:14-26.
- [63] Li H, Xu C, Rathore AS, Li Z, Zhang H, Song C, Wang K, Su L, Lin F, Ren K, Xu W. VocalPrint: exploring a resilient and secure voice authentication via mmWave biometric interrogation. In: *Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. Virtual Event, 2020:312-325.
- [64] Dong Y, Yao YD. Secure mmWave-radar-based speaker verification for IoT smart home. *IEEE Internet of Things Journal*. 2020, 8(5):3500-11.
- [65] Wang C, Lin F, Liu T, Liu Z, Shen Y, Ba Z, Lu L, Xu W, Ren K. mmphone: Acoustic eavesdropping on loudspeakers via mmwave-characterized piezoelectric effect. In: *Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022-IEEE Conference on Computer Communications*. London, UK, 2022:820-829.
- [66] Wang C, Lin F, Ba Z, Zhang F, Xu W, Ren K. Wavesdropper: Through-wall Word Detection of Human Speech via Commercial mmWave Devices. In: *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. Virtual Event, 2022, 6(2):1-26.

- [67] Ozturk MZ, Wu C, Wang B, Liu KJ. RadioMic: Sound sensing via Radio signals. *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, no. 5, pp. 4431-4448.
- [68] Hu P, Ma Y, Santhalingam PS, Pathak PH, Cheng X. Milliear: Millimeter-wave acoustic eavesdropping with unconstrained vocabulary. In: *Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022-IEEE Conference on Computer Communications*. Virtual Event, 2022:11-20.
- [69] Liu T, Gao M, Lin F, Wang C, Ba Z, Han J, Xu W, Ren K. Wavoice: A noise-resistant multi-modal speech recognition system fusing mmwave and audio signals. In: *Proceedings of the 19th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. Coimbra, Portugal, 2021:97-110.
- [70] Zhang J, Zhou Y, Xi R, Li S, Guo J, He Y. AmbiEar: mmWave Based Voice Recognition in NLoS Scenarios. In: *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. Virtual Event, 2022, 6(3):1-25.
- [71] Xue H, Ju Y, Miao C, Wang Y, Wang S, Zhang A, Su L. mmMesh: Towards 3D real-time dynamic human mesh construction using millimeter-wave. In: *Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. Wisconsin, USA, 2021:269-282.
- [72] Regmi H, Saadat MS, Sur S, Nelakuditi S. SquiggleMilli: Approximating SAR Imaging on Mobile Millimeter-Wave Devices. In: *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. Virtual Event, 2021, 5(3):1-26.
- [73] Qian K, He Z, Zhang X. 3D point cloud generation with millimeter-wave radar. In: *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*. Virtual Event, 2020, 4(4):1-23.
- [74] Xu W, Song W, Liu J, Liu Y, Cui X, Zheng Y, Han J, Wang X, Ren K. Mask does not matter: Anti-spoofing face authentication using mmWave without on-site registration. In: *Proceedings of the 28th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. Sydney, NSW, Australia, 2022:310-323.
- [75] Saadat MS, Sur S, Nelakuditi S, Ramanathan P. Millicam: Hand-held millimeter-wave imaging. In: *Proceedings of the 29th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN)*. Hawaii, USA, 2020:1-9.
- [76] Wei S, Zhou Z, Wang M, Wei J, Liu S, Shi J, Zhang X, Fan F. 3DRIED: A high-resolution 3-D millimeter-wave radar dataset dedicated to imaging and evaluation. *Remote Sensing*. 2021, 13(17):3366.
- [77] Adhikari A, Sur S. MilliPose: Facilitating Full Body Silhouette Imaging from Millimeter-Wave Device. In: *Adjunct Proceedings of the 2021 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2021 ACM International Symposium on Wearable Computers*. Virtual Event, 2021:1-3.
- [78] Sengupta A, Jin F, Zhang R, Cao S. mm-Pose: Real-time human skeletal posture estimation using mmWave radars and CNNs. *IEEE Sensors Journal*. 2020, 20(17):10032 - 10044.
- [79] Zhang X., Zhang Y., Gu T. and Shi Z. mmFER: Millimetre-wave Radar based Facial Expression Recognition for Multimedia IoT Applications. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. NY, USA, 2023: 1-15.
- [80] Xie C, Zhang D, Wu Z, Yu C, Hu Y, Sun Q, Chen Y. Accurate Human Pose Estimation using RF Signals. In: *Proceedings of the 2022 IEEE 24th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSp)*. Shanghai, China, 2022:1-6.
- [81] Guan J, Madani S, Jog S, Hassanieh H. High resolution millimeter wave imaging for self-driving cars. *arXiv preprint arXiv:1912.09579*. 2019
- [82] Zhang F, Wu C, Wang B, Liu KR. mmEye: Super-resolution millimeter wave imaging. *IEEE Internet of Things Journal*. 2020, 8(8):6995-7008.
- [83] Kong H, Xu X, Yu J, Chen Q, Ma C, Chen Y, Chen YC, Kong L. m3track: mmwave-based multi-user 3d posture tracking. In: *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services*. Portland, USA, 2022:491-503.
- [84] Wang C, Zhu D, Sun L, Han C, Guo J. Real-Time Through-Wall Multiperson 3D Pose Estimation Based on MIMO Radar. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2024 Mar 11.
- [85] An S, Ogras UY. MARS: mmWave-based Assistive Rehabilitation System for Smart Healthcare. *ACM Transactions on Embedded Computing Systems (TECS)*. 2021, 20(5s):1-22.

- [86] An S, Li Y, Ogras U. mri: Multi-modal 3d human pose estimation dataset using mmwave, rgb-d, and inertial sensors. arXiv preprint arXiv:2210.08394. 2022.
- [87] Chen A, Wang X, Zhu S, Li Y, Chen J, Ye Q. mmBody Benchmark: 3D Body Reconstruction Dataset and Analysis for Millimeter Wave Radar. In: Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia. Lisbon, Portugal, 2022:3501-3510.
- [88] Liu H, Zhou A, Dong Z, Sun Y, Zhang J, Liu L, Ma H, Liu J, Yang N. M-gesture: Person-independent real-time in-air gesture recognition using commodity millimeter wave radar. IEEE Internet of Things Journal. 2021, 9(5):3397-415.
- [89] Chen X, Zhang X. Rf genesis: Zero-shot generalization of mmwave sensing through simulation-based data synthesis and generative diffusion models. In: Proceedings of the 21st ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems 2023 Nov 12 (pp. 28-42).
- [90] Deng K, Zhao D, Han Q, Zhang Z, Wang S, Zhou A, Ma H. Midas: Generating mmwave radar data from videos for training pervasive and privacy-preserving human sensing tasks. In: Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. 2023 Mar 28;7(1):1-26.
- [91] Guo J, Jin M, He Y, Wang W, Liu Y. Dancing Waltz with Ghosts: Measuring Sub-mm-Level 2D Rotor Orbit with a Single mmWave Radar. In: Proceedings of the 20th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Nashville, TN, USA, 2021:77-92.
- [92] Jiang C, Guo J, He Y, Jin M, Li S, Liu Y. mmVib: micrometer-level vibration measurement with mmwave radar. In: Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. London United Kingdom, 2020:1-13.
- [93] Rabiner L, Schafer R W, Rader C. The chirp z-transform algorithm. IEEE transactions on audio and electroacoustics, 1969, 17(2): 86-92.
- [94] Nolan J, Qian K, Zhang X. RoS: passive smart surface for roadside-to-vehicle communication. In: Proceedings of the 2021 ACM SIGCOMM 2021 Conference. 2021: 165-178.
- [95] Soltanaghaei E, Prabhakara A, Balanuta A, et al. Millimetro: mmWave retro-reflective tags for accurate, long range localization. In: Proceedings of the 27th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. 2021: 69-82.
- [96] Mazaheri M H, Chen A, Abari O. Mmrag: A millimeter wave backscatter network. In: Proceedings of the 2021 ACM SIGCOMM 2021 Conference. 2021: 463-474.
- [97] Gadre A, Vasisht D, Raghuvanshi N, Priyantha B, Kotaru M, Kumar S, Chandra R. MILTON: Sensing Product Integrity without Opening the Box using Non-Invasive Acoustic Vibrometry. In: Proceedings of the 2022 21st ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Milano, Italy, 2022:390-402.
- [98] Bansal K, Rungta K, Zhu S, Bharadia D. Pointillism: Accurate 3d bounding box estimation with multi-radar. In: Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Virtual Event, Japan 2020:340-353.
- [99] Jain IK, Subbaraman R, Bharadia D. Two beams are better than one: towards reliable and high throughput mmWave links. In: Proceedings of the 2021 ACM SIGCOMM 2021 Conference. Virtual Event, USA, 2021:488-502.
- [100] Li Y, Liu Y, Wang Y, Lin Y, Shen W. The millimeter-wave radar SLAM assisted by the RCS feature of the target and IMU. Sensors. 2020, 20(18):5421.
- [101] Wang C, Lin F, Liu T, Zheng K, Wang Z, Li Z, Huang MC, Xu W, Ren K. mmEve: eavesdropping on smartphone's earpiece via COTS mmWave device. In: Proceedings of the 28th Annual International Conference on Mobile Computing And Networking. Sydney, NSW, Australia, 2022:338-351.
- [102] Basak S, Gowda M. mmspy: Spying phone calls using mmwave radars. In: Proceedings of the 2022 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP). San Francisco, CA, USA, 2022:1211-1228.
- [103] Li Z, Chen B, Chen X, Li H, Xu C, Lin F, Lu CX, Ren K, Xu W. SpiralSpy: Exploring a Stealthy and Practical Covert Channel to Attack Air-gapped Computing Devices via mmWave Sensing. In: Proceedings of the 29th Network and Distributed System Security (NDSS) Symposium 2022. San Diego, United States, 2022.
- [104] Wang J, Hassanieh H, Katabi D, et al. Efficient and reliable low-power backscatter networks. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2012, 42(4): 61-72.
- [105] Na N, Guo X, Yu Z, et al. Leggiero: Analog wifi backscatter with payload transparency. In: Proceedings of the 21th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services, 2023.

- [106] Guo X, Shangguan L, He Y, et al. Aloba: Rethinking on-off keying modulation for ambient lora backscatter. In: Proceedings of ACM SenSys, Virtual Event Japan, November 16-19, 2020.
- [107] Talla V, Hesar M, Kellogg B, et al. LoRa backscatter: Enabling the vision of ubiquitous connectivity. In: Proceedings of ACM UbiComp, Maui, HI, USA, September 11-15, 2017.
- [108] Guo X, He Y, Yu Z, et al. Rf transformer: A unified backscatter radio hardware abstraction. In: Proceedings of ACM MobiCom, Sydney, Australia, October 17-21, 2022.
- [109] Chae Y, Bae K M, Pathak P, et al. On the Feasibility of Millimeter-wave Backscatter using Commodity 80.11 ad 60 GHz Radios. In: Proceedings of the 14th International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental evaluation & Characterization. 2020: 56-63.
- [110] Zhang Y, Wang X, Feng C, Li X, Cai Y, Ren Y, Wang F, Li K. Pushing the Limits of Respiration Sensing with Reconfigurable Metasurface. In: Proceedings of the 19th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Coimbra, Portugal, 2021:367-368.
- [111] Feng C, Li X, Zhang Y, Wang X, Chang L, Wang F, Zhang X, Chen X. Rflens: metasurface-enabled beamforming for iot communication and sensing. In: Proceedings of the 27th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New Orleans, LA, USA, 2021:587-600.
- [112] Dunna M, Zhang C, Sievenpiper D, Bharadia D. ScatterMIMO: Enabling virtual MIMO with smart surfaces. In: Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. London, United Kingdom, 2020:1-14.
- [113] Qian K, Zhang X. Fully passive 3D printed reflecting surface for millimeter-wave coverage expansion. In: Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services. Portland, OR, USA, 2022:599-600.
- [114] Cho KW, Mazaheri MH, Gummesson J, Abari O, Jamieson K. mmWall: A reconfigurable metamaterial surface for mmWave networks. In: Proceedings of the 22nd International Workshop on Mobile Computing Systems and Applications. Virtual Event, 2021:119-125.
- [115] Chen H, Ghasempour Y. Malicious mmWave reconfigurable surface: eavesdropping through harmonic steering. In: Proceedings of the 23rd Annual International Workshop on Mobile Computing Systems and Applications. Tempe, Arizona, USA, 2022:54-60.
- [116] Kokkonieni J, Juntti M. Channel modeling for reflective phased array type RISs in mmWave networks. Proceedings of the 5th ACM Workshop on Millimeter-Wave and Terahertz Networks and Sensing Systems. New Orleans, USA, 2021:31-36.
- [117] Union I, Imt traffic estimates for the years 2020 to 2030. Report ITU, vol. 2370, 2015
- [118] G. P. Fettweis, The tactile internet: Applications and challenges. IEEE Vehicular Technology Magazine, vol. 9, no. 1, pp. 64–70, 2014.
- [119] A. Kludze, R. Shrestha, C. Miftah, E. Knightly, D. Mittleman, and Y. Ghasempour. Quasi-optical 3d localization using asymmetric signals above 100 ghz. In: Proceedings of the 28th Annual International Conference on Mobile Computing And Networking, 2022, pp. 120–132.



席瑞(1990—),男,博士, CCF 会员 (C6095M). 主要研究方向为物联网、无线感知、人工智能.



张佳(1997—),男,博士在读, CCF 会员 (N2631G), 主要研究领域为物联网、无线感知



孙一森(1999—),男,博士在读, CCF 会员 (85343G), 主要研究领域为物联网、无线感知.



何源(1980—),男,博士,清华大学长聘教授. ACM 会员, IEEE 和 CCF 高级会员. 主要研究方向为无线网络、物联网、普适计算、移动计算.