

学术观点

无线感知为AI开启新感官

杨 铮 迟国轩 张桂栋 等
清华大学

关键词：无线感知 深度学习 感知模式

背景

感知模式的增加有助于更全面、更深刻地认识被感知对象。以人类感知外在世界的方式为例，五境（色、声、香、味、触）是感知模式，五根（眼、耳、鼻、舌、身）是与每种模式对应的感官。“看”起来相差无几的东西，可能“听”起来迥然相异；“听”起来毫无二致的东西，可能“闻”起来却截然不同。

科学观测领域也是一样。1916年，爱因斯坦基于广义相对论预言了引力波的存在。100年后的2016年2月11日，科学家宣布首次探测到来自双黑洞合并的引力波信号。这项新发现不仅填补了广义相对论实验验证中缺失的最后一块拼图，也意味着科学家开启了天文观测的新感官。几百年来，天文学的发现主要依赖电磁光谱的测量，通过射电、光学、红外、X射线等天文观测手段，以“看”的方式来观测宇宙，引力波的发现则开启了从“听”这一完全不同的角度进行的天文观测。由此，引力波天文学这一学科的大门被彻底打开。

随着机器学习技术在视觉感知领域的快速发展，视觉信息驱动的人体运动捕捉、活动识别等研究贡献了丰富的模型、算法、数据集，并已经开始服务于生产生活的各个方面。基于射频（Radio Frequency, RF）信号的无线感知技术，则提供了一种不同于可见光的感知新模式。无线感知（或称射频感知）技术通过分析射频信号在传播过程

中的变化，获得信号传播空间的特性，从而推断感知对象的状态。已有的研究表明，无线感知技术能够充分利用 Wi-Fi、射频识别（RFID）、5G、甚至电台广播等多种射频信号，实现人员检测、定位追踪、手势识别、跌倒检测、生物特征识别等多种应用。

无线感知技术在暗光、弱纹理、非视距路径、隐私保护等场景下具有独特的优势。然而，相比视觉感知，人们对无线感知技术的了解不够充分——无线感知领域的大部分研究成果来自无线通信与物联网领域，其他相关领域（如人工智能、计算机视觉、普适计算）的研究人员对无线感知的了解仍然不足。希望通过各领域科研人员的共同努力，无线感知能够在不久的将来，与视觉感知一样，成为人工智能不可或缺的一个感官。

无线感知与视觉感知对比

在人类发展过程中，以光学成像为基础的视觉感知模式无疑扮演着重要的角色。人类眼部的晶状体将外部环境的光学信号聚焦在视网膜上，并由视杆细胞和视锥细胞完成亮度与色彩的感知分辨。相关研究表明，人类83%的信息获取自视觉感知。作为人类最重要的感知模式，视觉感知技术受到了研究者们足够的重视，并在近几十年间得到了充分的研究。硬件设备方面，从单目相机到双目相机，从快门相机再到近年来流行的事件相机，各种形态的

相机设备捕捉到的信号，甚至能够在毫秒级的时间尺度上实现亚微米级的空间感知。软件算法方面，数字图像处理技术从最初的基于像素的滤波技术，到基于人工特征的检测和分类，再到近年来基于深度神经网络的识别、分割、生成技术，计算机认知图像的能力已经达到了专家级的水准。

与视觉感知技术类似，无线射频信号同样具有强大的环境感知能力，最常见的案例就是各类雷达。除军用雷达外，还有交通雷达、气象雷达、汽车雷达等，它们同样可以胜任定位、建图、识别等多种任务。近年来通信感知一体化的快速发展，极大地推动了相关技术下沉——广泛部署的商用通信解决方案（如长期演进（LTE）、远距离无线电（LoRa）、Wi-Fi等）开始尝试集成无线射频感知功能，这大大提升了射频感知技术的普适性与应用前景。相比于视觉感知技术，射频感知技术具有非视距路径感知、空间几何测量、隐私保护等原生特性，使射频感知技术大受青睐。

近年来，研究者们对视觉感知与无线感知技术的认识不断加深。从感知载体的物理特性层面出发，可以发现二者有着深层次的关联，但最终又在传播特性与成像原理等多个方面呈现出差异。

本质上，用于日常通信的无线射频信号（频率范围 300 kHz~300 GHz）与可见光（频率范围 380 THz~750 THz）同属电磁波。电磁波在空间中传播，经由直射、反射、散射等方式，最终在接收机处形成叠加信号，其中携带了传播空间的信息。因此，无线感知与视觉感知的相同之处在于，通过分析接收信号（接收天线处的无线信号或者是到达摄像头的可见光），从中提取出反映传播空间的特性，以实现对环境感知。

尽管同属电磁波，但射频信号与可见光的频率特性差异，决定了二者的主要传播方式与接收原理有着较大的区别。在考虑射频信号传播特性时，我们一般假设信号可以经过多次反射与透射传播；但对于可见光，我们仅考虑视距路径下的传播。如图1所示，无线射频信号与可见光在环境中的反射特性分别表现为镜面反射和漫反射，这是因为信号呈现出镜面

反射还是漫反射，取决于波长尺度下反射面的光滑程度。无线射频信号波长通常在毫米至厘米级别，而环境中常见的反射物在该尺度上往往是相对平坦的（如建筑墙体），因此射频信号的反射宏观表现为近似的镜面反射，能量损失并不大。因此，大部分无线感知系统都可以依赖镜面反射的射线追踪（ray tracing）模型；相比之下，光波的波长为纳米级别，而环境中大部分物体的表面在微观尺度下足够粗糙，因此可见光的反射往往表现为较为杂乱的漫反射。另一方面，如图2所示，射频信号与可见光对常见障碍物的穿透能力不同。这是因为，频率越高，电磁波的穿透衰减就越大。具体来讲，THz频段的可见光在穿透日常生活中常见的介质（如建筑墙壁）时，会经历极高的衰减，因此在日常生活中我们不会考虑可见光穿墙的情况；相比之下，GHz频段的射频信号在穿过建筑墙壁后，仍能够保留一定的信号强度，从而在一定程度上保留了“穿墙感知”的可能性。

此外，两类信号的接收与成像方式也存在一定的区别。如图3所示，现有的大部分无线感知技术，

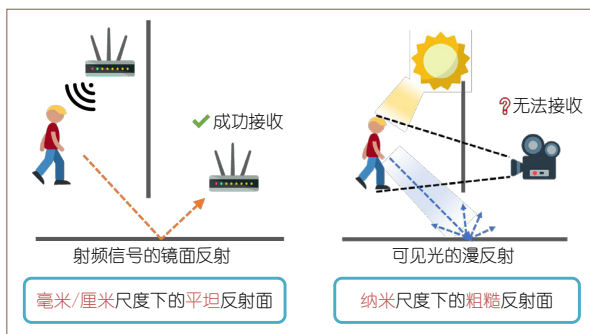


图1 无线射频信号与视觉可见光信号的反射特性

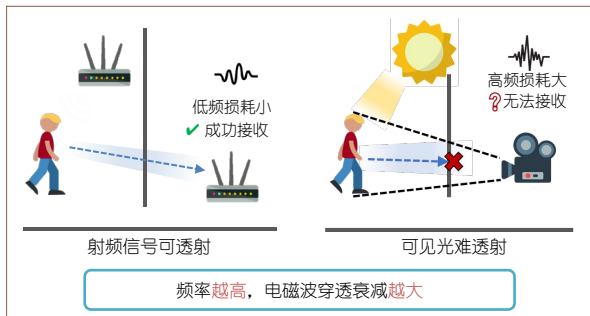


图2 无线射频信号与视觉可见光信号的透射特性

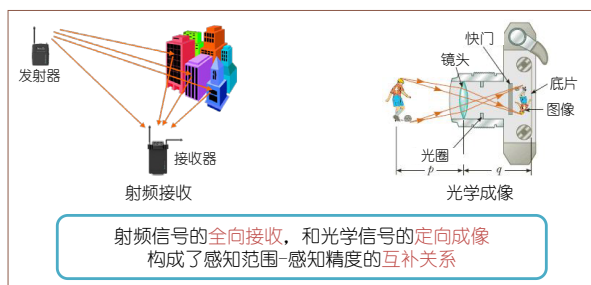


图3 无线射频信号与视觉可见光信号的接收成像方式一般不关心射频信号的聚焦问题, 相反, 为了提升系统的普适性, 降低成本, 往往使用全向天线的设计。在这种情况下, 天线接收到的信号可以来自不同方向、不同路径。尽管多径现象会产生信号混叠, 降低了信息的直观性, 但却显著扩大了空间感知范围, 因为射频感知理论上可以探知不同方向、大范围的空间信息, 而不仅仅局限于一个指定的角度和距离范围。事实上, 这正是现有无线定位和感知系统的一大优势; 相比之下, 相机则需要通过透镜聚焦进行成像, 令对应距离上物体的点与成像平面上的点形成一一对应关系, 以便图像直观地反映真实的物理空间。相比无线感知, 光学成像牺牲了一定的可视角度, 但能精准地建立起空间到像素的映射关系。所以从这个层面来讲, 射频信号的全向接收和光学信号的定向成像, 构成了感知范围 - 感知精度的互补关系。

经过全方位的对比, 我们将无线射频感知相对于视觉感知的优势总结如下:

- 非视距路径感知: 无线射频感知不依赖接收机与感知目标之间的直射视距路径, 其多径传播的特点可以带来感知范围上的优势。例如, 利用反射路径提升感知系统的工作范围, 填补感知盲点; 或在一定程度上实现穿过障碍物的感知。

- 空间几何测量: 从无线射频信号中估计运动目标的距离、方位、速度等物理信息相对容易, 而这些物理特征在定位与追踪应用中非常重要。例如, 利用信号飞行时间估计目标与接收机之间的距离。相比之下, 单目视觉信号通常缺少物理尺度信息, 难以估计深度。

- 隐私保护: 无线感知与人眼方式不同, 不具

备直接成像能力。该特性对隐私保护有较大的帮助。例如, 将无线感知应用于智能家居中, 可以准确识别出用户动作(例如行走、手势等), 同时不会暴露用户身份。

无线感知技术介绍

在感知流程上, 无线感知与视觉感知并没有太大差异, 二者都是在原始信号的基础上进行数据预处理, 并实现有效特征的提取, 最后通过识别算法进行分类或回归。随着深度学习技术的快速发展, 无论是视觉感知还是无线感知, 在特征提取和识别部分越来越多地使用到了神经网络, 因此, 对训练数据集的规模和质量也有了一定的要求。图4展示了无线感知与视觉感知的常见流程。

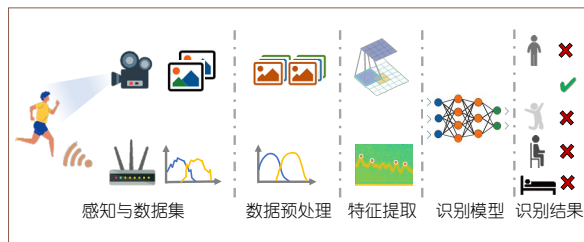


图4 无线感知与视觉感知的系统流程

因此, 与计算机视觉领域类似, 近年来智能射频感知的研究热点也主要聚焦于特征、算法、数据集三大方面, 并分别呈现出以下主要趋势:

- 信号特征精细化: 无线感知领域常用的特征从信号强度指示 (Received Signal Strength Indicator, RSSI), 逐渐演变为原始的信道状态信息 (Channel State Information, CSI), 再到波达角 (Angle of Arrival, AoA) 和飞行时间 (Time of Flight, ToF) 以及更高阶的人体坐标系下速度谱 (Body-coordinate Velocity Profile, BVP), 相关特征的鲁棒性与空间分辨率逐渐提升;

- 算法模型复杂化: 无线感知领域常用的模型从基于阈值的判定算法, 到传统机器学习模型, 再到神经网络, 为了支持各类复杂应用, 识别模型的复杂度也逐步提高;

- 数据与工具规模化: 深度学习模型的兴起, 促

使无线感知领域实现了从“无数据/小数据驱动”向“大数据驱动”转变。此外，随着无线感知技术的不断发展，相关的工具与教程也在日渐成熟和完善。

下文将围绕特征、算法、数据集三方面讨论智能射频感知的相关技术细节与未来发展趋势。

信号特征

无线感知系统可以通过天线阵列解析出信号的波达角，这与视觉系统使用透镜和感光阵列将不同角度的入射光线区分开类似。除此之外，无线信号还包含视觉系统不具备的距离信息，通过分析信号相位能够获取信号传播的飞行时间，进而提供径向分辨率。更重要的是，得益于无线信号的多普勒频移（Doppler Frequency Shift, DFS），无线感知还能够提供物体运动的速度信息，这为识别人员的活动状态提供了更直接的表征^[1]。

波达角与飞行时间是无线信号定位、追踪目标时最常用的两种特征。现有的工作观察到当发射机、接收机或目标只有微小位移时，经由目标一次反射而来的信号的角度更加稳定，因此可通过多径压缩算法滤除多次反射信号，实现精确的角度测量。现有的定位和追踪技术充分利用了多个子载波信息，提升了估计飞行时间的精确度。在此基础上，联合波达角与飞行时间两类特征，即可绘制如图5所示的AoA-ToF谱，对目标进行定位。

DFS是一种常见的用于刻画人员活动与行为的特征，这是因为目标移动会导致经由目标反射的信号路径长度产生变化，使观测到的信号相位发生一定的偏移。对接收信道状态信息进行时频分析，可从信道状态信息的动态变化中提取人体运动导致的DFS谱图^[2]，如图6所示。考虑到目标的径向速

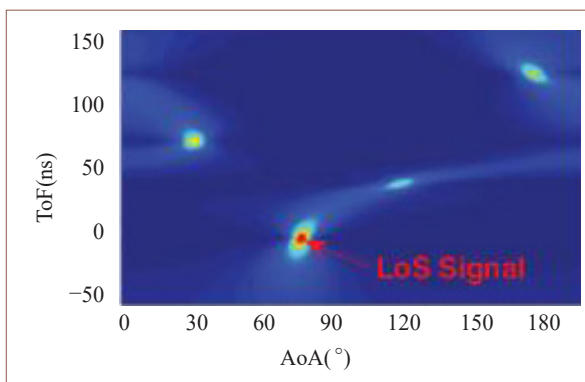


图5 AoA-ToF联合估计

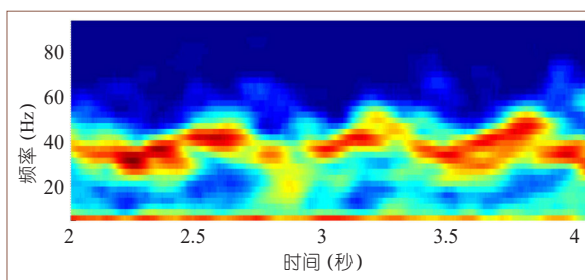


图6 DFS谱图

度分量对应着反射路径长度的变化速率，提取到的DFS和运动速度方向、人员位置存在一定的几何约束关系。因此，通过添加更多链路可消除速度求解的歧义性，获得完整的人员速度信息^[3]。

一些最新的研究工作充分改进了现有经典特征，并进一步提升了感知的精度和鲁棒性。Widar3^[4]提出一种环境无依赖的信号特征——人体坐标系下速度谱（BVP）。如图7所示，BVP是一个三维特征，它刻画了人员在进行特定活动时信号能量在不同速度（对应产生运动的不同身体部位）下分布的变化趋势。同单纯的躯干速度信息相比，BVP传达的信息更丰富，同时避免了在不同位置与朝向会对同一活动的速度分布产生不同影响的

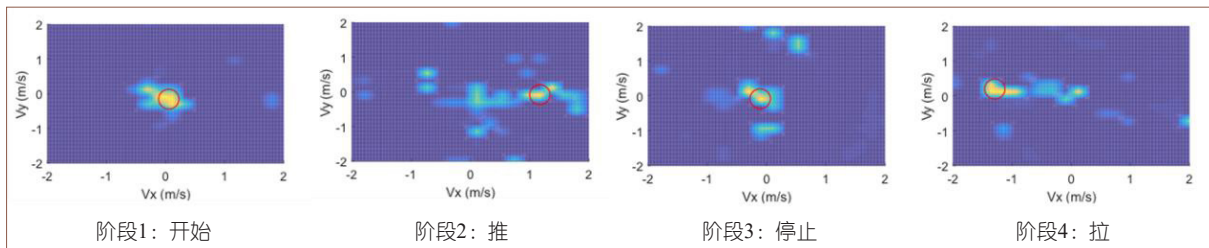


图7 BVP谱图

问题。Wi-Drone^[5]通过结合 AoA-ToF 的绝对位置测量与多天线 DFS 谱的相对运动测量，实现了 Wi-Fi 设备在三维空间内的六自由度位姿追踪，首次运用无线信号突破了追踪维度瓶颈。RIM^[6]通过对多天线阵列收到的信道状态信息进行相关性处理，完成了移动目标的相对位移与旋转的鲁棒测量。

算法模型

在算法模型层面，大部分无线感知系统为了适配面向视觉的深度学习模型，不得不将信号特征转化为热力图等形式的图片，作为模型的输入，

并将深度学习模型作为黑盒来对待。然而，这种方式忽视了视觉感知与无线感知在信号层面的差异，缺乏在无线信号空间对行为活动的精细时空建模，造成识别模型性能欠佳，最终导致感知精度低、鲁棒性差。

SLNet^[2]是一个面向无线信号设计的深度学习模型，其架构如图 8 所示。针对无线信号多径效应、多普勒效应、时频域，该模型设计了如图 9 所示的新型频谱增强网络 (SEN)，解决了频谱泄露及分辨率不足的难题，为后续进一步的学习任务提供高精度的频谱图。此外，SLNet 提出如图 10 所示的极化卷积网络 (PCN)，该结构可以通过复数域中

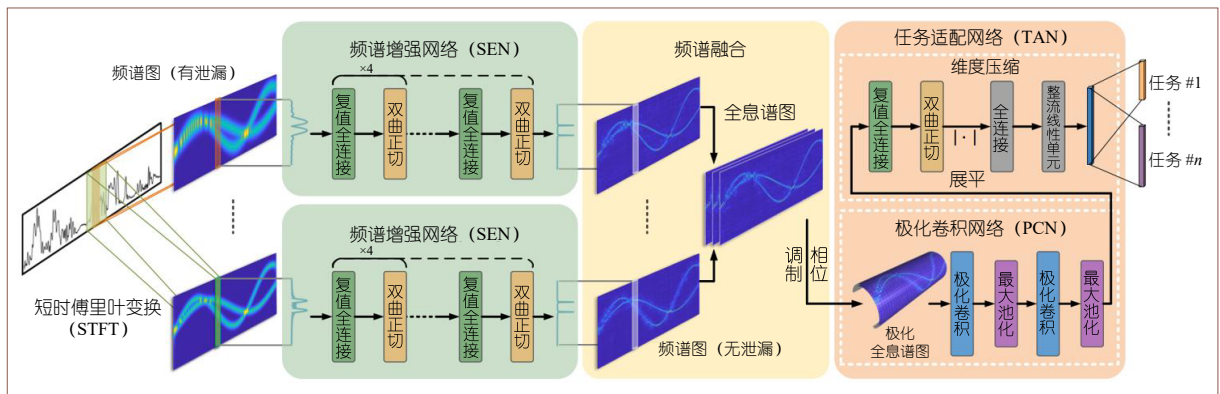


图8 SLNet模型架构图

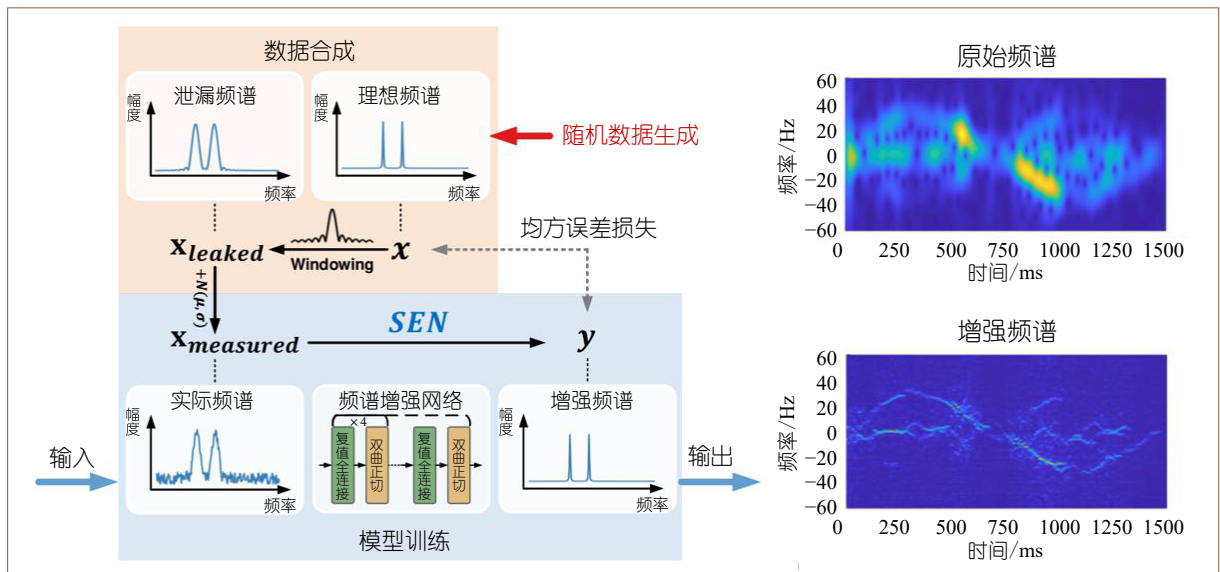


图9 频谱增强网络及其效果展示

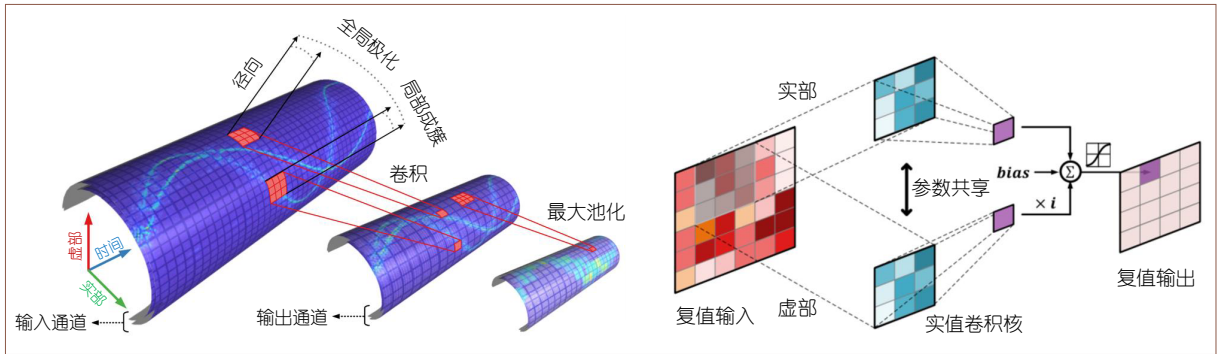


图10 极化卷积网络结构设计

神经网络算子从复值频谱图中提取特征，在保留局部特征的同时，也保留了全局辨别力，从而提高了感知性能。该方案克服了卷积神经网络（CNN）的视野受限问题，使提取到的高阶特征更能反映信号的原始物理信息。

目前，基于对抗学习的深度模型也受到无线感知领域研究者的广泛关注。由于无线信号含有与周围环境相关的信息，系统部署通常具有严重的域依赖性。为了实现环境无依赖的感知，如图 11 所示的 EI^[7] 网络模型借鉴了对抗学习的思想设计了带有域鉴别器的活动识别模块，使网络可提取与环境无关的特征。

数据集和工具

随着无线感知研究的深入，人们愈发体会到高质量数据集的重要作用。特别是深度学习算法的广

泛使用，对数据集的规模和质量提出了更高的要求。但令人遗憾的是，已有的公开数据集大都存在数据量不足、应用场景受限等问题。其根本原因在于无线感知数据集采集繁琐、标注抽象、解析困难。当前，高质量公开数据集的缺失造成许多研究工作陷入“自说自话”的境地——性能不够客观、实验结果难复现、技术进步难积累。

清华大学研究团队在 2019 年发布的手势识别数据集¹，包含 75 个不同场景下采集的约 26 万组动作实例，具有原始 CSI、DFS、BVP 等高级信号特征，总时长超过 144 小时，数据规模约为 325 GB。该数据集发布于 IEEE DataPort，已开放免费下载。该数据集是目前 IEEE DataPort 上规模最大、信号特征最全面、活动种类最丰富、引用次数最多的无线感知数据集。

除了 Wi-Fi 信号的感知数据集，其他研究者也

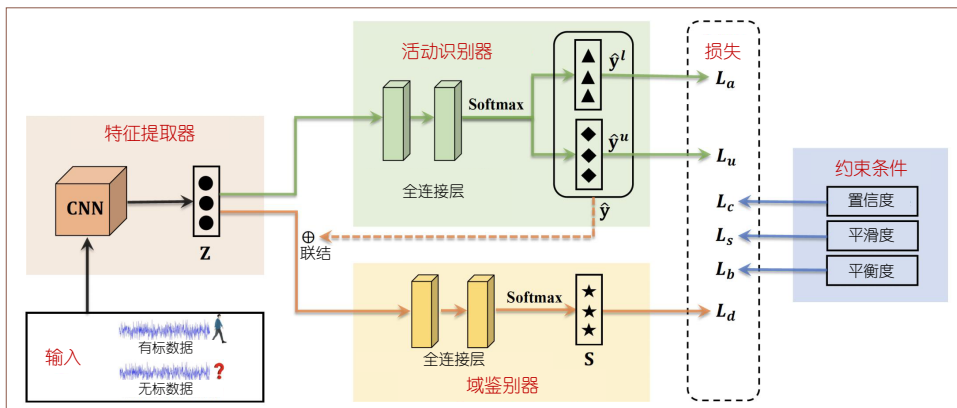


图11 EI模型架构图

公布了多种其他模态的无线信号数据集。北京邮电大学的研究团队在 2020 年发布了基于商用毫米波设备的步态识别数据集，包括由 95 名参与者采集的约 420 组步态动作实例的点云序列，实验总时长超过 30

¹ 数据集链接 : <http://tns.thss.tsinghua.edu.cn/widar3.0/>

表1 无线感知公开数据集

工作	信号	特征	应用	规模 (GB)	描述
Widar1.0/2.0	Wi-Fi	CSI, AoA, DFS	无源跟踪	3.2	80条轨迹
Widar3.0	Wi-Fi	CSI, DFS, BVP	手势识别	325	258K组实例
WiAR	Wi-Fi	RSSI, CSI	行为识别	0.2	16个行为
mmGait	毫米波	RSSI, DFS	步态识别	0.9	约30小时
SRL-kNNs	Wi-Fi	RSSI	室内定位	0.06	6个接入点指纹

小时,数据规模约为0.9 GB。该数据集目前发布于GitHub平台。部分无线感知领域的公开数据集的对比如表1所示。

为了帮助更多的研究者认识和了解无线感知领域,清华大学研究团队发布了面向无线感知的网页教程²。该教程^[1]以Wi-Fi感知为例结合概念说明、理论推导与代码示例,介绍了涵盖CSI模型、数据采集与预处理、特征提取、模型构造在内的无线感知全流程。教程会跟进领域内的最新进展,并持续更新。

实验平台

华盛顿大学的研究团队在2009年提出的Linux 802.11n CSI Tool是最早进行无线信号CSI测量的平台之一。该平台基于Intel 5300网卡,能够从正交频分复用(OFDM)接收器中提取信道响应。在无线感知领域十几年的发展中,该平台发挥了重要的作用,在商用Wi-Fi网卡上实现了CSI的测量与提取,使无线感知领域的发展向前推进了一大步,先后实现了入侵检测/目标追踪/活动识别等各种应用,基于该平台发表的论文达到了上千篇。2015年,南洋理工大学的研究团队提出了Atheros CSI Tool,相比于Linux 802.11n CSI Tool,该平台实现了包括AR9580、AR9590、AR9344及QCA9558在内的多种网卡CSI信息的提取,并且可获取更多的子载波信息。在协议方面,Atheros CSI Tool同样基于802.11n标准。

西安电子科技大学的研究团队在2020年底提出了PicoScenes。PicoScenes支持802.11n/ac/ax

等多种标准,能够在Intel AX210、Intel AX200、AR9300、Intel 5300等多种网卡上实现CSI的测量,最大带宽可达160 MHz。由于其支持的标准、硬件的多样性以及更大的带宽,在短短一年多的时间内,该平台在国内外86所高校和科研机构得到了广泛的应用。

目前,包括华为、中兴在内的部分企业,也在研发相关商用设备(包括路由器、移动终端),已有部分设备能够实现CSI信息的提取。现阶段,该部分设备主要供内部研发人员进行无线感知算法的相关测试。相信在不久的将来,随着研究的深入,相关商用设备能够实现大规模的普及,使无线感知的相关技术能够“飞入寻常百姓家”,让更多的用户感受到无线感知发展带来的便利。

无线感知的发展历史与趋势

最接近现代无线感知技术的研究工作出现在2007年。Moustafa等人^[8]提出了被动式人员定位的概念,并基于商用网卡测量的RSSI实现了人员入侵检测和定位。随后,Sen等人^[9]使用更加精细的CSI信息,实现了高精度的被动式人员定位。2018年,Katabi等人^[10]将深度学习引入无线感知领域,用于提取人体的3D骨架等任务。在2019年,Yang等人^[4]发布大规模公开无线感知数据集Widar3及工具。无线感知经过十多年的发展,具备了一定的基础理论,探索出了丰富的特征,相关数据集实现了从0到1的突破,各类基础性、验证性的工作已经完成,在入侵检测、跌倒检测等智能家居场景取得了应用效果。

展望未来,感知通信一体化是重要的发展趋势。以Wi-Fi为例,最新的IEEE 802.11be标准中,带宽与天线数量都得到了明显提升,为无线感知的进一步发展带来了重大利好。与此同时,Wi-Fi

²教程链接 :<http://tns.thss.tsinghua.edu.cn/wst/> 及 <https://arxiv.org/abs/2206.09532>

标准化组织也在着手制定面向定位与感知的新标准 IEEE 802.11bf。在此基础上,无线感知已获得了包括华为、中兴、高通、博通、LinkSys 在内的工业界巨头的重点关注,也催生出了 Origin Wireless 等明星创业公司。其中,Origin Wireless 与 Verizon 和 Signify 两家企业合作,在 2022 年分别推出了 Home Awareness 和 WiZ SpaceSense 两款大规模真实商用产品。这一切都表明,无线感知已然具备了广泛应用的基础,正处在规模化应用前的黎明。

在过去 10 年里,无线感知技术不够成熟,造成理解和使用的门槛高。现在,无线感知已度过初级阶段,具备成为一种重要感知方式的基础。但是,相比视觉感知,人们对无线感知的了解仍然太少,需要更多领域的研究人员参与进来,共同推进技术进步与产业化。

希望通过各领域科研人员的共同努力,无线感知能够在不久的将来,与视觉感知一样,成为人工智能又一个重要的感知器官,实现更深入、更广泛、更多维,最终更智能的感知。



杨 铮

CCF 高级会员。清华大学副教授、博士生导师。IEEE Fellow。主要研究方向为物联网与工业互联网。
yangzheng@tsinghua.edu.cn



迟国轩

CCF 学生会员。清华大学软件学院博士生。主要研究方向为物联网与无线感知。



张桂栋

CCF 学生会员。清华大学软件学院博士生。主要研究方向为物联网与无线感知。

其他作者: 吴陈沐

参考文献

- [1] Yang Z, Zhang Y, Chi G, et al. Hands-on Wireless Sensing with Wi-Fi: A Tutorial[J/OL]. arXiv preprint arXiv:2206.09532, 2022.
- [2] Yang Z, Zhang Y, Wu C, et al. SLNet: A spectrogram learning neural network for deep wireless sensing[C]//20th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 23). 2023: 1-15.
- [3] Qian K, Wu C, Yang Z, et al. Widar: Decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi[C]//Proceedings of the 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. 2017: 1-10.
- [4] Zheng Y, Zhang Y, Qian K, et al. Zero-effort cross-domain gesture recognition with Wi-Fi[C]// Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. 2019: 313-325.
- [5] Chi G, Yang Z, Xu J, et al. Wi-drone: wi-fi-based 6-DoF tracking for indoor drone flight control[C]// Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services. 2022: 56-68.
- [6] Wu C, Zhang F, Fan Y, et al. RF-based inertial measurement[M]//Proceedings of the ACM Special Interest Group on Data Communication. 2019: 117-129.
- [7] Jiang W, Miao C, Ma F, et al. Towards environment independent device free human activity recognition[C]//Proceedings of the 24th annual international conference on mobile computing and networking. 2018: 289-304.
- [8] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: device-free passive localization for wireless environments[C]// Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '07). ACM, 2007: 222-229.
- [9] Sen S, Radunovic B, Choudhury R R, et al. You are facing the Mona Lisa: Spot localization using PHY layer information[C]// Proceedings of the 10th international conference on Mobile Systems, Applications, and Services. 2012: 183-196.
- [10] Zhao M, Li T, Alsheikh M A, et al. Through-wall human pose estimation using radio signals[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 7356-7365.