

基于深度学习的通感一体化系统综述

冉鑫怡¹, 陈前斌¹, 徐勇军¹, 左文科², 赵耘², 陈莉¹

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 中国电信股份有限公司重庆分公司, 重庆 401120)

摘要: 随着无线通信与雷达感知技术的深度融合, 通感一体化 (ISAC) 通过共享硬件平台与频谱资源, 在提升系统效率方面展现出显著潜力。然而, 传统 ISAC 依赖先验模型和专家知识, 难以应对动态环境下的实时通信与感知需求。近年来, 深度学习的快速发展为破解这一困境提供了新范式, 使得系统能够更有效地处理大量数据, 实现自适应学习, 并在复杂环境中做出智能决策, 进而优化系统性能。为此, 针对基于深度学习的 ISAC 展开综述。首先, 介绍了 ISAC 原理、系统模型、网络架构和技术方案类型; 其次, 阐述了 ISAC 主要采用的深度学习模型架构; 然后, 分析了深度学习在 ISAC 信道估计、信道编码、资源分配、人体检测、目标识别与追踪等典型场景的研究现状; 最后, 探讨了深度学习驱动的 ISAC 所面临的技术挑战和未来方向。此外, 上述研究对推动 6G 网络通信感知深度融合、促进智能网络全要素协同发展, 具有重要的理论意义与现实价值。

关键词: 通感一体化; 深度学习; 信道估计; 信道编码; 资源分配; 人体检测; 目标识别与追踪

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025103

Survey on deep learning-based integrated sensing and communication systems

RAN Xinyi¹, CHEN Qianbin¹, XU Yongjun¹, ZUO Wenke², ZHAO Yun², CHEN Li¹

1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

2. China Telecom. Limited Co. Chongqing Branch, Chongqing 401120, China

Abstract: With the deep integration of wireless communication and radar sensing technologies, integrated sensing and communication (ISAC) shares hardware platforms and spectrum resources. It has demonstrated significant potential for enhancing system efficiency. However, traditional ISAC relying on prior models and expert knowledge has struggled to address real-time communication and sensing demands in dynamic environments. The rapid development of deep learning recently provided a novel paradigm to resolve these limitations, enabling systems to process massive data more effectively, achieve adaptive learning, and make intelligent decisions in complex environments, thereby optimizing system performance. A comprehensive review was conducted on deep learning-based ISAC. Firstly, the principles, the system model, the network architecture, and the types of technical solutions of ISAC were introduced. Then, the mainly adopted deep learning model architectures in ISAC were analyzed. Furthermore, the research situation of deep learning in typical scenarios such as channel estimation, channel coding, resource allocation, human detection, and target recognition and tracking was systematically investigated. Finally, key technical challenges and future directions in deep learning-driven ISAC were discussed. The research contributed to the deep integration of communication and sensing in 6G networks and facilitated the coordinated development of intelligent networks, holding important theoretical and practical value.

Keywords: ISAC, deep learning, channel estimation, channel coding, resource allocation, human detection, target recognition and tracking

收稿日期: 2025-04-23; 修回日期: 2025-05-27

通信作者: 徐勇军, xuyj@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U23A20279, No.62271094)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.U23A20279, No.62271094)

* 第二十七届中国科协年会 “AI时代网络技术创新” 专题

0 引言

数字经济为中国信息通信产业开辟了巨大发展空间。5G 作为数字化转型的关键基础设施，对网络强国和数字中国的建设至关重要。随着 5G 商用化进程的加速以及相关技术的蓬勃发展，5G 已被广泛应用^[1]。6G 作为国家科技竞争的战略高地，其关键技术的研究正如火如荼地展开^[2-5]。随着智慧生活、智能制造、智慧城市等新兴垂直应用场景的出现^[6]，6G 对频谱效率、能量效率和传输可靠性等指标提出了更高的要求。基于此，通感一体化 (ISAC, integrated sensing and communication) 应运而生^[7]。由于具有多功能集成、共享频谱和共享硬件资源的特点，ISAC 已成为近年来的研究热点，受到学术界广泛关注^[8-12]。

在 ISAC 中，通过单次电磁波发射过程，将信息从发射机传输至接收机，并从散射的回波中提取环境信息^[13]。这种双向的信息传输机制使得 ISAC 能够同时执行通信和感知任务。而传统的纯通信系统，仅关注信息传输，不涉及环境感知；传统的纯感知系统，专注于环境感知，不执行信息传输任务。因此，ISAC 通过集成通信和感知功能到同一平台，优化了资源利用，提高了系统的灵活性和效率。ISAC 系统模型如图 1 所示。

为了提升 ISAC 的整体性能和实现通信与感知的有效集成，需要研究的关键技术包括收发机的一体化设计、波形设计和硬件联合设计等^[14-17]。在此基础上，现有的网络优化方法，如凸优化或者博弈论，虽然能有效地优化网络资源分配和波束成形等^[18-21]，但在提升系统整体性能时存在瓶颈，甚至失效。例如，在大规模智能天线的基站中，当用户节点数量增多时，传统的优化方法可能导致算法收敛性较慢且设计复杂。此外，当系统模型或优化目

标发生变化时，因为算法还需重新设计，所以这种系统设计的方法不适用于 6G 系统的演进与智能化进程。因此，基于深度学习 (DL, deep learning) 的 ISAC 受到了广泛关注。

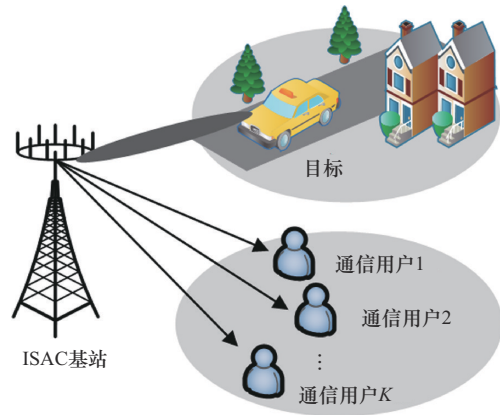


图1 ISAC 系统模型

为此，本文主要研究基于 DL 的 ISAC，包含 ISAC 的相关介绍、典型 DL 模型、基于 DL 的 ISAC 研究进展、技术挑战以及未来方向。总体架构如图 2 所示。

1 ISAC 技术基础

1.1 ISAC 定义及原理

ISAC 通常是指集成了通信和感知功能的一种电子系统设计方法及其相应的使能技术，可实现对拥挤无线频谱及有限硬件资源的高效利用，甚至实现 2 种功能之间协同增效，以更好地支持多样化智能应用的需求^[12-13]。ISAC 有 2 个方面的性能增益：一方面是集成增益，即通过将通信与感知功能模块高度集成至单一射频发射系统中，实现资源共享和高效利用；另一方面是协作增益，即预期通过模块间的信息交换实现两者的互利互惠，如感知辅助通信、通信辅助感知、通感联合优化。

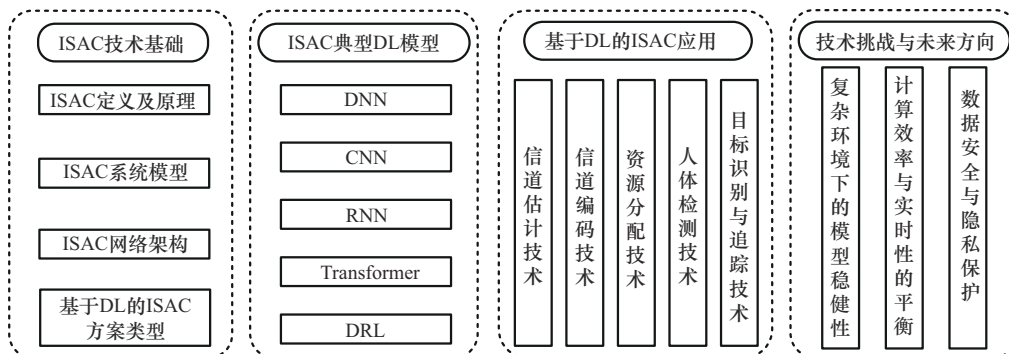


图2 论文总体架构

ISAC的基本原理在于利用单一的波形实现通信和感知的双重功能。在ISAC中,发射机发送ISAC信号,通信用户设备接收并解码数据,以获取通信信息。目标接收机则捕获目标反射回来的回波信号,从而实现对目标的感知,如图1所示。

1.2 ISAC系统模型

为了更好地理解ISAC的工作原理,考虑一个具有 N_t 发射天线和 N_r 接收天线的多天线ISAC收发器,其中 $N_r \geq N_t$ 。它服务于 K 个单天线通信用户,并执行一个单天线目标检测。当发送一体化信号与 K 个用户进行下行链路通信时,发射信号 \mathbf{x} 表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{W}\mathbf{s} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_K] \in \mathbb{C}^{N_t \times K}$ 表示ISAC波束成形矩阵, $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 表示基站到第 k 个用户的波束成形向量; $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_K]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 表示所有用户的通信符号向量, s_k 表示基站到第 k 个用户的通信符号, 假设 $\mathbb{E}[|s_k|^2] = 1$ 。则用于多用户通信的接收信号模型为

$$\mathbf{y}_c = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}_c \quad (2)$$

其中, $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_K] \in \mathbb{C}^{N_r \times K}$ 表示通信信道矩阵, $\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ 表示从基站到第 k 个通信用户的下行信道; $\mathbf{n}_c \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_c^2 \mathbf{I}_K)$ 表示通信接收机处的复高斯噪声向量, 均值为零向量, 协方差矩阵为 $\sigma_c^2 \mathbf{I}_K$, \mathbf{I}_K 表示维度为 K 的单位矩阵。回波信号模型为

$$\mathbf{y}_r = \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{n}_r \quad (3)$$

其中, $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ 表示目标响应矩阵, 与信道矩阵 \mathbf{H} 不同, \mathbf{G} 取决于目标的空间位置、散射特性、雷达截面等因素, 且对不同目标类型有不同的形式; $\mathbf{n}_r \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_r^2 \mathbf{I}_{N_r})$ 表示回波接收机处的复高斯噪声向量, 均值为零向量, 协方差矩阵为 $\sigma_r^2 \mathbf{I}_{N_r}$, \mathbf{I}_{N_r} 表示维度为 N_r 的单位矩阵。通过对通信信号和回波信号的联合处理, ISAC实现了信息传输和环境感知的协同工作, 最大化系统的综合性能。

1.3 ISAC网络架构

ISAC网络架构根据网络拓扑结构和当前研究现状, 可分为单基站ISAC和多节点协作ISAC, 2种架构对比如表1所示。

1) 单基站ISAC

单基站ISAC是最基本的ISAC实现方式, 其中单个基站承担所有通信和感知任务, 并依赖自身的天线阵列和信号处理能力执行数据传输和环境感知, 如图3所示。

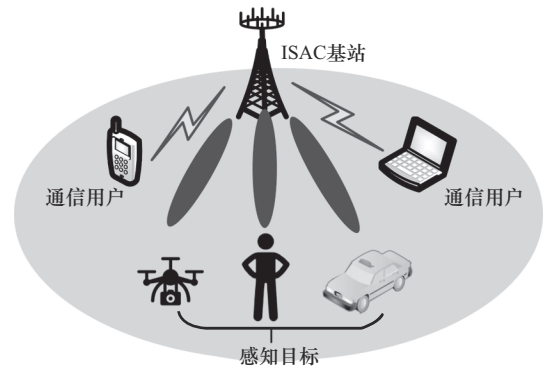


图3 单基站ISAC架构

单基站ISAC架构的特点在于其结构简单、成本较低、硬件复用率高, 适用于智能家居、单区域智能交通监测、小型工业自动化等小范围应用场景^[22-23]。然而, 该架构面临的核心研究问题包括: 通信感知波形优化、感知精度受限、单基站覆盖范围有限、抗干扰能力不足等。现有研究主要聚焦于双功能雷达通信波形优化, 例如基于正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 的雷达信号或相位编码连续波, 以在不影响通信质量的前提下提高目标检测和跟踪能力^[24]。此外, 大规模多输入多输出 (MIMO, multiple-input multiple-output) 和智能波束成形技术可用于增强信号方向性, 提高通信和感知的空间分辨率^[25]。但由于单基站的感知能力受天线规模和计算能力的限制, 其对远距离目标的探测能力较弱, 且难以在复杂多路径环境下实现高精度目标跟踪。

表1

ISAC网络架构对比

架构类型	适用场景	特点	关键技术	优势	挑战
单基站	智能家居	依赖单一基站	统一波形设计	易部署, 低复杂度	感知范围受限, 易受信道衰落和干扰影响
多节点协作	智慧城市	分布式架构	联合波束成形、联邦学习	高效动态优化, 适应大规模网络	计算负载高, 管理复杂, 高部署成本

2) 多节点协作 ISAC

多节点协作 ISAC 通过多个终端设备或基站协同执行感知与通信任务，以提升系统的感知精度、覆盖范围和通信效率，如图 4 所示。

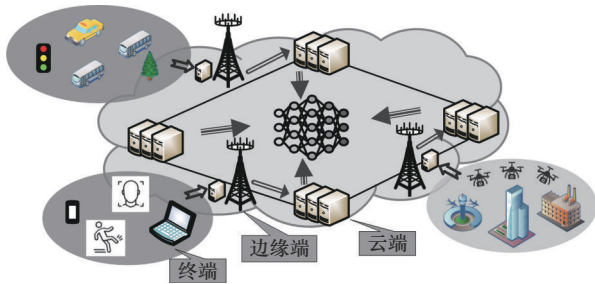


图 4 多节点协作 ISAC 架构

多节点协作 ISAC 架构进一步分为设备级协作和基站级协作。设备级协作侧重分布式终端间的协同感知与通信，如智能车辆、无人机、工业传感器，其原理是通过端间共享信道状态信息（CSI, channel state information）与感知特征，借助分布式 MIMO 和设备到设备通信机制，实现动态组网、感知联合处理和本地边缘计算，提升系统对复杂动态环境的适应能力，适用于车联网、无人机编队、工业物联网等需要高度自主感知的场景^[26]；基站级协作则依托多个静态基站间的集中或分布式信息融合与联合信号处理，其原理包括联合 MIMO 波束成形、干扰协调、联合目标检测与跟踪以及基于云-边-端协同的任务卸载与资源调度机制，该模式能够构建大规模协同感知网络，实现更广范围、更高精度的感知与通信协同，适用于智慧城市、大规模交通监测及 6G 超大规模 MIMO 网络^[27]。

多节点协作 ISAC 的核心研究挑战包括分布式 MIMO 波束优化、跨设备的感知数据同步、跨网络信道预测与干扰管理、去中心化资源分配以及协同计算架构设计。现有研究表明，联合波束成形与可重构智能表面（RIS, reconfigurable intelligent surface）能够提升信道容量和目标检测精度^[26]，边缘计算结合云端智能优化可降低数据传输时延并提高系统的实时响应能力^[27-28]，联邦学习与深度强化学

习（DRL, deep reinforcement learning）能够优化资源管理，提高感知与通信协同效率，同时确保数据隐私^[29-30]。然而，该架构仍面临数据同步精度、计算与通信负载均衡、部署成本及网络安全等问题，仍需进一步研究优化。

1.4 基于 DL 的 ISAC 方案类型

基于 DL 的 ISAC 方案主要分为两大类：数据驱动和模型驱动方案，每种方案都有其独特的优势和应用场景。表 2 列出了 2 种方案的特性对比，以便更直观地理解它们在实际应用中的优缺点。

1) 数据驱动的 DL 方案

现有的 DL 网络大多采用数据驱动的方式，它使用标准神经网络结构作为黑盒，并通过大量数据对其进行端到端训练^[31-32]。针对 ISAC 的研究亦是如此，文献^[33-37]采用了数据驱动的方案，此方案的特点在于直接利用大量数据学习特征，无须对系统物理特性进行显式建模，适用于复杂、多变的通信和感知环境，其过程如图 5 所示。例如，基于长短期记忆（LSTM, long short-term memory）网络的波束预测方法可以从历史 CSI 中提取时间序列特征，以提高信道预测的准确性；基于 YOLO（you only look once）等目标检测网络的 ISAC 方案，可在动态场景下实现高精度目标感知。然而，该方案的有效性高度依赖于丰富的标记数据集，且往往面临高昂的训练成本，其准确性亦高度依赖于机器学习算法的预测精度。此外，由于神经网络拓扑结构与性能间关系的理论缺失，模型结构的不可解释性和预测难度进一步加剧。

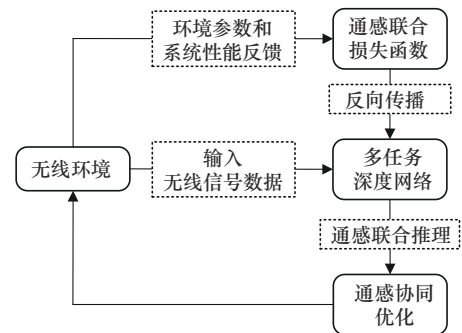


图 5 数据驱动的 DL 方案

表 2 2 种方案特性对比

方案	数据依赖性	计算复杂性	泛化能力	可解释性	适用场景
数据驱动	较高	较高	较高	较低	面对复杂、多变或未知环境
模型驱动	较低	较低	较低	较高	有领域先验知识或物理约束场景

2) 模型驱动的 DL 方案

与数据驱动的 DL 方案不同，模型驱动的 DL 方案的主要特点是利用领域先验知识来构建网络，例如，成熟的信道模型或传输协议，而不是严重依赖大量的标记数据来选择合适的标准神经网络^[32]，如图 6 所示。在 ISAC 研究中，文献^[22,38-40]也探索了模型驱动的方案。尽管基于先验知识构建的网络可能存在一定的宽泛性和不准确性，但这些不足之处可以通过 DL 强大的学习能力来弥补，如加入可学习的参数变量。以深度展开网络为例，可以将经典的迭代算法，例如最小均方误差（MMSE, minimum mean squared error）检测和基于克拉美罗下界优化的算法，转换为一个前馈神经网络的结构。该结构中，每次迭代对应一层网络，从而在保留数学模型结构的同时，通过数据驱动优化提高计算速度。此类方案在波束成形、资源分配和信道估计中表现突出，尤其适用于对 CSI 或环境模型有部分先验知识的场景。当所构建的模型较为准确时，该方案可以获得最优解。然而，当模型极不准确或完全错误时，性能将严重恶化。

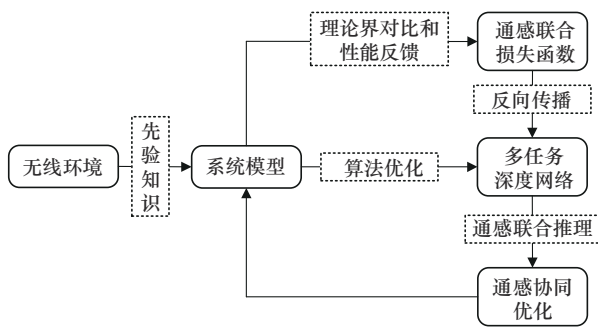


图6 模型驱动的 DL 方案

总体而言，2 种方案各有适用场景，未来，基于 DL 的 ISAC 方案可以尝试数据驱动与模型驱动的融合^[41]，实现理论指导下的高效数据利用，从而进一步提升通信与感知协同性能。

2 ISAC 典型 DL 模型

DL 是一种基于神经网络的机器学习方法，利用多层神经元结构，将原始数据逐层转化为高级抽象特征，实现数据的自主学习与精准分类^[42]。鉴于 DL 涵盖了多种模型形式，本节重点介绍 ISAC 中典型的 DL 模型结构，包括深度神经网络（DNN, deep neural network）、卷积神经网络（CNN, convolutional neural network）、循环神经网络（RNN, recurrent neural network）、Transformer、DRL，并对各类模型在 ISAC 中的适用特点进行了对比分析，如表 3 所示。

2.1 DNN

DNN 作为 ISAC 典型的基础模型之一，具备强大的非线性建模能力和多源特征提取优势，广泛应用于信道估计、编码、资源分配及目标感知等关键任务中。其基本结构由输入层、多个非线性隐藏层与输出层组成，如图 7 所示，通过参数矩阵与激活函数的迭代运算，实现对通信与感知信息的深层抽象建模^[43-44]。

相较于单独通信或感知系统中仅需关注单一特征建模，ISAC 中的 DNN 结构常结合多任务学习策略，通过引入任务分支与共享层，实现诸如 CSI、发射功率等通信参数预测与目标定位、人体检测等感知任务的协同优化，以适配通信与感知的双重需求。在具体设计中，DNN 模型的输入应根据任务需求进行预处理，如频谱图、雷达回波或 CSI 矩阵等需归一化并保持结构一致，经频域或时空特征提取模块处理后送入网络。模型深度和每层宽度需结合硬件资源和任务复杂度设置，如基本的信道状态分类，可以选择较少的层数，若同时进行信道估计和目标检测，可能需要适当增加层数。输出层根据任务类型选用合适的损失函数，如位置回归可采用均方误差（MSE, mean squared error）损失，目标分类可使用交叉熵损失

表 3 ISAC 典型 DL 模型对比

DL 模型	优势	劣势
DNN	结构简单，计算效率高，适用于多种任务	依赖大规模数据，动态环境泛化能力弱
CNN	卷积层提取局部特征，适用于图像和空间数据	时序建模能力差，跨场景泛化不足
RNN	具备时序建模能力，适用于时间序列预测	长序列训练效率低，梯度问题突出
Transformer	并行计算能力强，适用于长序列数据	计算资源需求高，短序列易过拟合
DRL	适用于动态决策环境，可实现自适应优化	训练不稳定，样本效率低，收敛困难

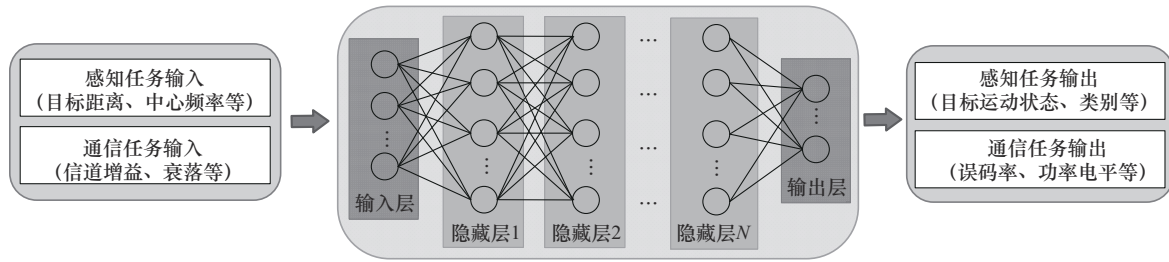


图 7 DNN 基本结构

等，输出形式也依据任务有所差异，如信道估计结果、资源分配策略或目标位置信息等。相比于单任务系统，ISAC 中的 DNN 设计需在输入预处理、任务解耦与损失融合策略上进行针对性调整，以协调通信与感知目标的优化方向。此外，结合 ISAC 轻量化与动态适应需求，DNN 常引入残差连接与注意力机制，提升建模深度与特征选择能力，增强动态环境下的鲁棒性，从而更好地满足通感任务的耦合特性。

然而，ISAC 中的 DNN 也面临以下挑战。

1) 对大规模高质量训练数据依赖较强，而 ISAC 场景往往难以获得充足的标注数据，影响模型泛化能力。

2) 缺乏自适应性，在动态信道环境或目标快速变化的情况下，难以实时调整模型参数。

2.2 CNN

传统神经网络在处理任务时，常面临参数量大且难以捕捉局部特征的挑战，CNN 则通过引入卷积层和池化层，利用卷积核提取局部特征，并进行特征降维，大大减少了参数量，提高了计算效率^[45]。为解决深层 CNN 在训练过程中可能出现的梯度消失或爆炸问题，残差网络 (ResNet, residual network) 在 CNN 的基础上引入了残差块^[46]。相较于应用于单独的通信或感知系统，CNN 在 ISAC 中凭借多模态特征提取能力，可同时处理通信信号调制特征与感知目标几何特征，通过联合分析通信信号

反射特性与雷达回波图像，实现高精度感知任务，同时保障通信性能，因此被广泛应用于信道估计、人体识别、目标检测等任务，其基本结构如图 8 所示。

在 ISAC 应用中进行模型参数设计时，卷积核的大小、数量、步长以及池化层的池化方式等都需要根据具体的 ISAC 任务和特点进行调整。例如，在目标检测任务中，若目标较小且细节特征重要，可以适当减小卷积核大小并增加卷积核数量；若更关注目标的整体特征，可以选择较大的卷积核。在特征图尺度设计上，需同时适配通信信号时频分辨率与感知目标空间分辨率需求，动态调控卷积过程中特征图的尺寸变化，避免因过度降维导致信息丢失。为提高感知精度与通信估计鲁棒性，卷积层后可考虑引入批归一化与随机失活操作，前者增强模型训练稳定性，后者抑制过拟合^[47]。同时，通过动态权重分配机制实现任务权重融合，根据信道估计、目标检测等任务的实时需求，自适应调整各任务分支在损失函数中的权重占比，确保通信与感知性能动态平衡。此外，为满足 ISAC 在资源受限设备中的部署需求，如边缘节点，CNN 应融合轻量化结构与模型压缩策略，兼顾模型精度与计算效率。

然而，ISAC 中的 CNN 也面临以下挑战。

1) 难以处理时序依赖性强的数据，在动态信道建模或目标轨迹预测任务中效果有限。

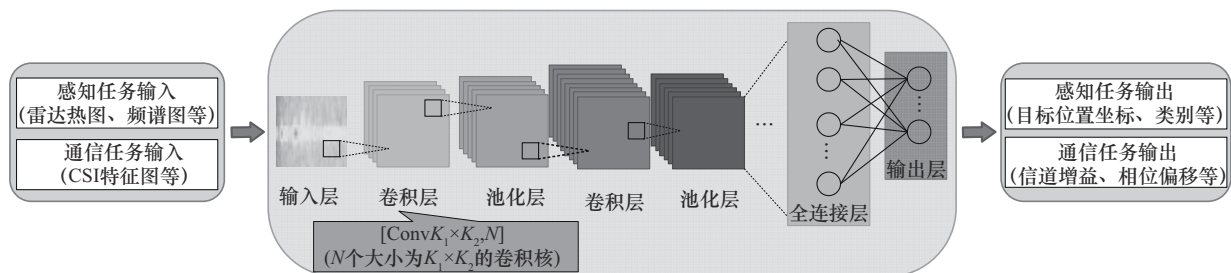


图 8 CNN 基本结构

2) 难以捕捉长距离的全局特征, 且跨场景泛化不足。

2.3 RNN

针对神经网络在处理时序数据时存在的局限性, RNN通过循环结构, 将前一时刻的输出作为当前时刻的输入, 使RNN具有记忆功能, 可以利用过去时刻相关信息为当前时刻服务^[48], 其基本结构如图9所示。然而, 传统RNN易受梯度消失或爆炸、计算缓慢和长期依赖问题影响, 为克服这些局限, LSTM和门控循环单元(GRU, gated recurrent unit)等变体应运而生^[49-50]。相较于单独通信或感知系统, RNN及其变体在ISAC中能够同时建模通信信道动态特性与感知目标运动轨迹的时序关联性, 通过跨任务时序信息共享提升联合预测精度。该特性使其在动态环境时间序列建模中优势显著, 广泛适用于目标轨迹预测、信道动态估计和用户行为识别等场景。

ISAC中的输入序列可为经预处理的CSI时间序列或雷达回波的时间帧序列等。相较于单一任务系统, ISAC需对通信与感知数据的时序特性进行对齐与融合。例如, 雷达帧率与通信时隙需通过插值或同步采样实现时间轴匹配, 并设计多模态输入层以兼容异构数据。模型设计时需结合输入序列长度设定时间步数, 输入向量维度应与数据格式一致。通常以LSTM或GRU替代标准RNN, 以缓解梯度消失问题, 提升长期依赖建模能力。此外, 还需要调整隐藏层的大小、层数以及门控单元的参数, 如LSTM中的遗忘门、输入门、输出门的权重和偏差。针对ISAC的协同需求, 需在门控机制中引入双任务感知单元。例如, 在GRU的更新门中嵌入通信噪声抑制模块与感知杂波过滤模块, 分别优化跨域时序特征的提取能力。对于变化较快的动态数据, 可增加隐藏层规模以增强模型记忆能力; 对于变化缓慢的数据, 则简化结构以降低计算开销。

然而, ISAC中的RNN也面临以下挑战。

1) 由于其依赖序列计算, 训练效率较低, 难以高效利用并行计算能力, 在大规模ISAC任务中计算开销较大。

2) 尽管LSTM和GRU解决了传统RNN的梯度消失问题, 但对于超长时间序列数据, 其建模能力仍然有限。

2.4 Transformer

Transformer是一种基于自注意力机制的DL模型, 其基本结构由编码器和解码器2个部分组成, 如图10所示。与CNN主要依赖局部特征提取的方式不同, 它通过自注意力机制, 能够捕获输入序列中不同位置元素之间的长距离依赖关系, 从而获取全局特征^[51-53]。相较于单独通信或感知系统, Transformer在ISAC中展现出更强的全局信息建模优势, 能够有效融合通信与感知数据间潜在的跨模态时序依赖关系, 广泛应用于信道矩阵预测和多模态感知任务。

Transformer在ISAC中的输入结构多为序列化表示的感知或通信特征向量。输入首先通过线性嵌入模块映射至固定维度, 再加上可学习或预定义的位置编码, 以保留序列顺序。在多层编码器结构中, 编码器层数需根据通信与感知任务的复杂度动态调整, N 是控制模型深度的超参数, 代表基础层的重复次数, 每一层由多头自注意力机制与前馈神经网络构成, 通常采用残差连接与层归一化以稳定训练过程。在每个注意力头中, 输入序列会被线性映射为查询 Q 、键 K 和值 V 矩阵, 自注意力机制的计算过程可以抽象为

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (4)$$

其中, $Q, K, V \in \mathbb{R}^{n \times d}$, n 表示输入序列的长度, d 为特征维度; d_k 是缩放因子, 用于控制 Q 与 K 点积的大小。

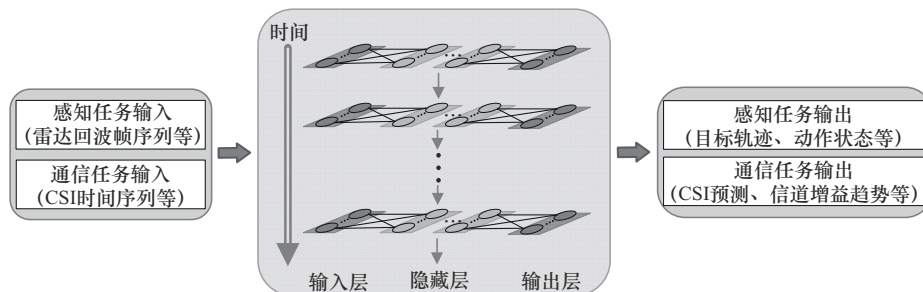


图9 RNN基本结构

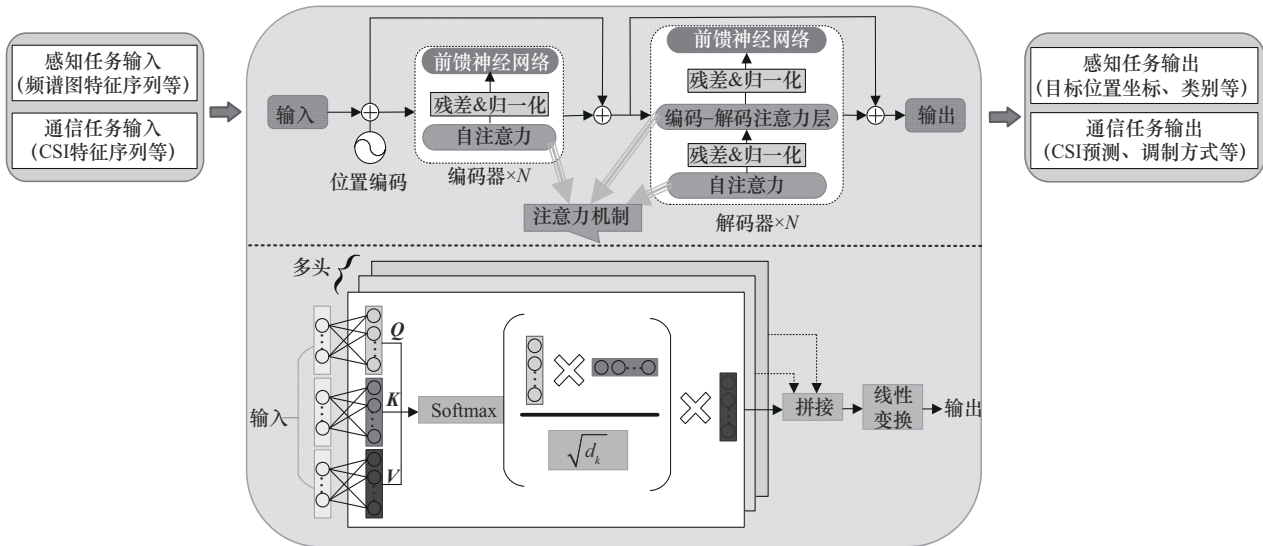


图 10 Transformer 基本结构

针对 ISAC 数据特点，需重新设计位置编码策略，使其能够同时融合通信符号的时序信息（如 OFDM 符号周期）与感知目标的空间坐标（如雷达点云位置），从而实现通信与感知数据在统一时空维度下的有效表征。在此基础上，可根据通信与感知任务在语义粒度上的差异，动态调整多头自注意力机制中各注意力头的数量与分配方式。通信任务如信道状态分类往往需要捕捉细粒度局部信息，可配置更多小范围注意力头；感知任务如目标检测更依赖全局空间结构，则应保留足够的长距离关注能力。在设计模型参数时，还需根据数据的长度和复杂度调整隐藏层维度与前馈层规模，以在提升表达能力的同时兼顾计算效率。

然而，ISAC 中的 Transformer 也面临以下挑战。

1) 计算复杂度较高，尤其在大规模 MIMO ISAC 任务中，对计算资源需求巨大，难以在资源

受限的终端设备上运行。

2) 短序列易过拟合，因部分场景数据序列短、多样性不足，模型易捕捉噪声而非普遍规律，影响通信与感知任务性能。

2.5 DRL

DRL 是一种端对端的感知与控制系统，由于其结合了 DL 的感知能力与强化学习的决策能力，因此具有很强的通用性。在学习过程中，智能体持续与环境交互，获取高维状态信息，并利用 DL 从这些状态信息中提取特征^[54-55]。基于这些特征，智能体根据预期奖励选择最优的动作策略，进而影响环境中的下一个状态，环境则返回相应的奖励回报值。这一过程循环往复，直至满足收敛条件，如图 11 所示。其中，深度 Q 网络和深度确定性策略梯度（DDPG, deep deterministic policy gradient）是 2 种较为常用的算法^[56-57]。相较于单独通信或感知

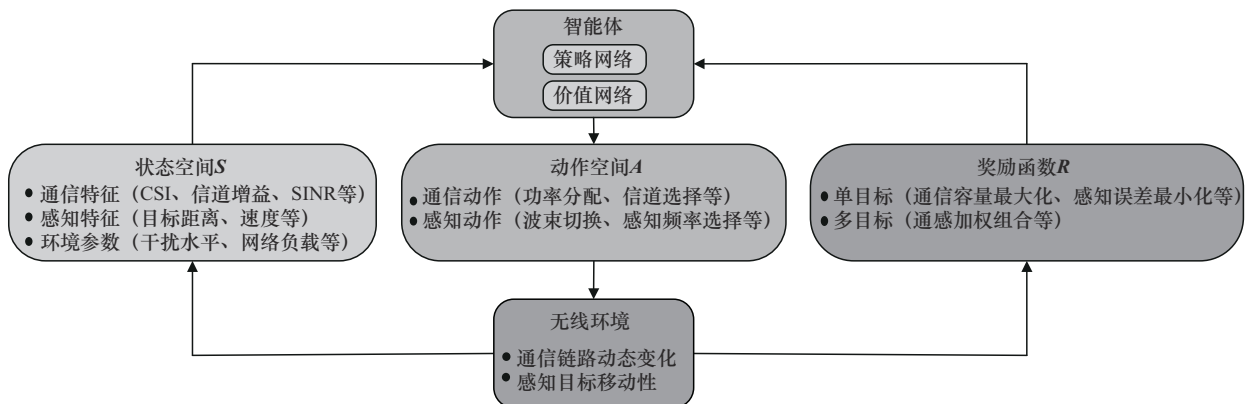


图 11 DRL 基本结构

系统, ISAC 中的 DRL 能够动态协调通信与感知任务的耦合需求, 通过联合优化实现资源分配与任务调度的全局最优。

应用于 ISAC 时, DRL 需进行多维度调整。DRL 的状态空间通常由通信信道特征、感知数据指标 (如目标距离、速度)、环境参数 (如干扰水平) 构成; 动作集合涵盖信道选择、功率调整、调制方式或感知频率等操作; 奖励函数设计需引入任务优先级因子, 通过加权组合通信与感知性能指标, 实现多目标的动态权衡。在设计模型参数时, 要调整策略网络和价值网络的结构和参数, 如网络的层数、神经元数量以及学习率等。对于复杂的 ISAC 任务, 可以使用更深的网络结构和较小的学习率, 以提高模型的学习能力和稳定性; 对于简单的 ISAC 任务, 可以简化网络结构, 加快学习速度。为提升训练样本效率, 还可考虑引入量子增强或元学习机制。然而, ISAC 中的 DRL 也面临以下挑战。

1) 训练成本较高, 样本效率较低, 需要大量交互数据才能学习有效策略。

2) 在高动态 ISAC 场景中, DRL 可能面临收敛速度慢、策略稳定性不足的问题。

3 基于 DL 的 ISAC 应用

ISAC 中的 DL 凭借其强大的特征提取与决策能力, 为多种关键技术提供了创新解决方案。本节将聚焦 DL 在 ISAC 中的创新应用, 包含信道估计技术、信道编码技术、资源分配技术、人体检测技术、目标识别与追踪技术, 技术应用场景如图 12 所示。

3.1 基于 DL 的 ISAC 信道估计技术

信道估计技术是实现感知与通信任务协同工作的关键, 由于通信信道的高动态性, 实时获取 CSI 面临挑战。当前的研究集中在使用 DL 模型来提高信道估计的精度和减少训练开销, 如表 4 所示。

为了提升信道估计的精度, Du 等^[58]针对 RIS

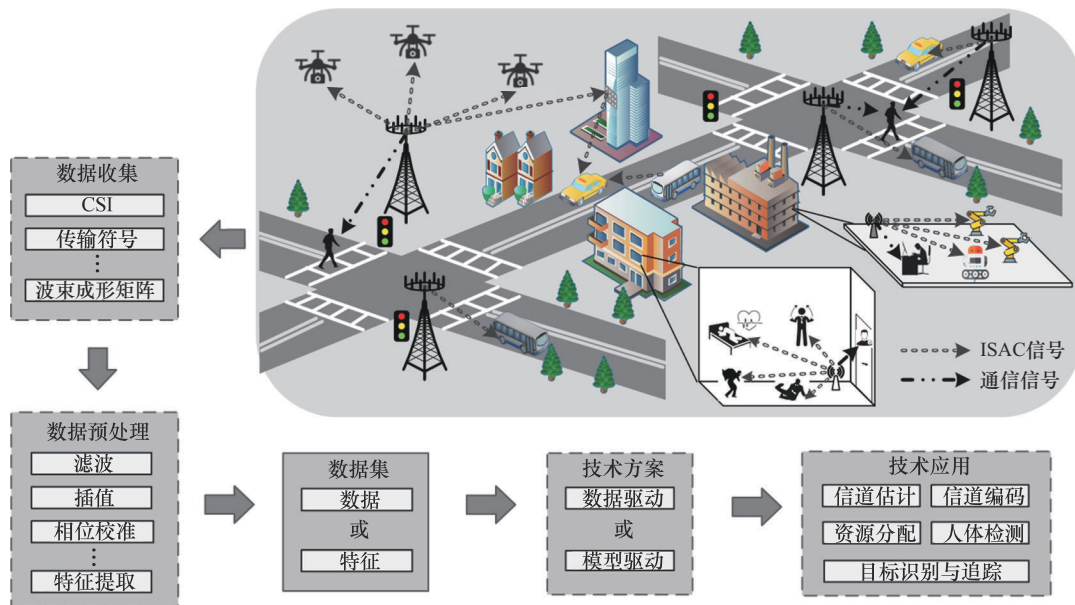


图 12 基于 DL 的 ISAC 应用场景

表 4

基于 DL 的 ISAC 信道估计技术对比

文献	系统架构	场景	DL 模型	研究特点与性能优化	挑战
文献[22]	单基站单用户的 SIMO-OFDM	静态	STransformer	分阶段的符号检测与参数估计; 快速收敛, 低训练需求	方法适用性受限
文献[58]	RIS 辅助的单基站多用户 MIMO-OFDM	静态非视距	C-DRCNN	RIS 和张量分解优化多用户间干扰; 低信噪比下高精度估计	鲁棒性不足
文献[59]	单基站多用户的 OTFS	高移动性车辆	ResNet	OAMP 算法优化多用户间干扰; 高鲁棒性与低复杂度	在线自适应能力不足

辅助的 MIMO-OFDM 系统，提出结合复杂值深度残差卷积神经网络 (C-DRCNN, complex-valued depth residual convolutional neural network) 与张量分解技术。在低信噪比环境下，该技术的信道估计 MSE 比基于最小二乘的传统方法降低约 10 dB，显著提升信道估计精度和鲁棒性，同时实现用户定位和环境映射功能。为应对高移动性环境下的挑战，Zhang 等^[59]则通过设计包含去噪和特征消除模块的 ResNet，并结合正交时频空间 (OTFS, orthogonal time frequency space) 技术和进行符号检测的正交近似消息传递 (OAMP, orthogonal approximate message passing) 算法，该算法信道估计 MSE 比基于线性 MMSE 的传统方法降低约 15 dB，符号检测误码率在 10 dB 信噪比下降低约 2 个数量级。

文献[58-59]只考虑了信道估计精度的单一方面优化，Hu 等^[22]则利用了滑动 Transformer (S-Transformer, sliding Transformer) 的高效计算能力和 MUSIC 算法的准确性，在单输入多输出 (SIMO, single-input multiple-output) -OFDM 系统中对信道进行了高效估计和数据检测，实验结果表明，该方法仅需传统基于滑动双向 RNN 方法 20% 的训练样本量，即可达到相同估计性能，且角度估计误差小于 0.1°，时延估计误差在 10 dB 信噪比下低于 0.5 ns。

综上，目前研究通过 DL 模型并紧密结合诸如 RIS、张量分解、OTFS 等技术，有效改善了信道估计。但仍面临高移动性环境下的泛化能力不足、在线学习机制不完善等挑战。

3.2 基于 DL 的 ISAC 信道编码技术

传统信道编码方案依赖于数学模型和专家知识，如编码理论、信息论，但这些方法在处理复杂环境和多样化的无线通信需求时存在局限性，因此基于 DL 的设计方法应运而生^[60]。其研究主要集中在基于 DL 的编码设计、信道解码和通信系统的端到端学习。

然而，对于 ISAC 而言，信道编码技术不仅需要高效传输数据，还需要在资源受限的环境中实现感知功能，同时确保通信的安全性和鲁棒性，技术对比如表 5 所示。文献[61]通过变分自编码器 (VAE, variational autoencoder) 和 CNN 实现了通信与感知信号的高效融合与重构，显著节省了网络资源，但未充分考虑信息安全。文献[62]则通过 DRL 中的优势演员-评论家 (A2C, advantage actor-critic) 算法并结合流体天线系统 (FAS, fluid antenna system)，执行智能化端口选择和预编码策略，相比于未采用 DL 优化的预编码方法，能够实现至少 2 倍的性能提升，但依赖于完美 CSI，且对部分 CSI 不可用的情况适应性较差。针对上述问题，Li 等^[63]提出了一种基于 DNN 的预编码方案，该方案通过设计创新的损失函数，直接从上行链路导频和回波信号中学习预编码矩阵，无须依赖完美 CSI，能够将窃听者的信号干扰降低 30%，从而保障通信与感知的安全性。进一步地，Sagduyu 等^[64]提出了一种基于 DL 的多任务学习框架，通过 DNN 在发射端进行编码，并在多个接收端进行解码，不仅能够保持语义信息的完整性，还能显著提升数据重建的准确率，使其达到 90% 以上，为 6G 网络中的高效信道编码提供了新思路。

当前基于 DL 的 ISAC 信道编码技术的研究仍面临诸多挑战，包括对完美 CSI 的依赖、资源受限环境下的适应性不足及信息安全隐患等。

3.3 基于 DL 的 ISAC 资源分配技术

传统资源分配方法，如凸优化、博弈论等，在 ISAC 中面临计算效率低、泛化能力不足等挑战^[28]。基于 DL 的 ISAC 资源分配技术通过训练神经网络模型实时生成接近最优的资源分配策略，涵盖通信、感知、计算等资源，以及用户设备、基站、传感器网络等实体^[27-30,65-74]，如表 6 所示。

Liu 等^[65]提出了分布式无监督学习方法，通过 DNN 优化功率和波束成形，频谱效率相比监督学

表 5 基于 DL 的 ISAC 信道编码技术对比

文献	系统架构	部署模式	DL 模型	研究特点与性能优化	挑战
文献[61]	绿色 MIMO-OFDM	分布式	VAE 和 CNN	端到端融合与重建；节省了网络资源	存在信息损失
文献[62]	FAS 辅助的多用户 MIMO	集中式	A2C	FAS 优化用户接入；提升了下行链路和速率	泛化能力不足
文献[63]	有窃听者的多用户 MIMO	集中式	DNN	无须依赖完美 CSI；提升了物理层安全	数据依赖性强
文献[64]	多用户语义通信	分布式	DNN	多任务学习优化多个目标；减少了通信负载和隐私问题	模型复杂度高

表 6 基于 DL 的 ISAC 资源分配技术对比

研究问题	文献	DL 模型	优化目标	应用场景	研究特点	挑战
干扰管理	文献[65-66]	DNN、DDPG	提高频谱效率、通信和感知性能	V2I	通过功率分配、信道选择降低干扰	复杂干扰场景的鲁棒性不足
卸载优化	文献[27,29,68-69,73]	DDPG、DDQN、SAC	降低时延	V2I、工业物联网	利用边缘计算服务器协作实现卸载决策	协同优化的复杂性高
资源联合优化	文献[28,30,67,70-72,74]	DNN、DDPG、DDQN	提高光谱效率、通信和感知性能,降低时延、能耗	V2I、无人机网络、卫星通信	解决多目标优化问题	动态环境适应性不足

习方法提升了 0.5 bit/Hz, 并具有良好的抗干扰能力, 但该方法需要大量的计算资源来训练 DNN, 且对快速变化的无线通信环境适应性不足。文献[28]所提出的资源分配方案能较好地解决传统方案在计算效率和泛化能力上的局限性, 该方案下训练好的神经网络计算波束成形向量仅需几微秒, 在不同规模数据集下性能损失仅为 20%。进一步, Liu 等^[30]再次提出通过多任务学习方法, 联合优化感知、通信和计算资源分配, 频谱效率相比无监督学习方法有约 0.2 bit/Hz 的提升, 并且还考虑了数据隐私保护。

然而, DRL 在 ISAC 资源分配中展现出更为独特的优势^[27,29,66-74], 能在动态环境中通过试错找到最优资源分配策略, 即使在数据不完整的情况下也能快速学习和实时调整策略。其中, 文献[66-70]采用 DDPG 算法, 针对动态连续动作空间问题, 通过策略梯度更新和目标网络的引入, 实现了高效的抗干扰优化、功率控制和任务调度, 提升了系统的稳健性。文献[29,71-72]采用双重深度 Q 网络 (DDQN, double deep Q-network) 算法, 聚焦于离散动作空间和多智能体场景, 利用了双网络结构和 ϵ -greedy 策略, 优化了无人机通信与感知调度、车辆到基础设施 (V2I, vehicle to infrastructure) 任务卸载和资源分配, 有效降低了能耗和时延, 其中,

文献[29]能耗降低了 57.14%。文献[27,73-74]则采用软演员-评论家 (SAC, soft actor-critic) 算法, 通过策略优化和自适应机制, 实现了高效负载均衡、低时延与低能耗, 进一步提升了系统的整体性能, 其中, 文献[27]在处理 900 KB 计算任务大小时, 平均时延约为 0.66 s。

无论是 DL 还是 DRL, 在 ISAC 中都面临着如何在实时性和计算效率之间取得平衡的问题, 特别是在动态且不确定的无线环境中, 如何快速适应信道变化并保持算法的低复杂度还需要进一步研究。

3.4 基于 DL 的 ISAC 人体检测技术

人体检测是人机交互的重要研究领域, 主要采用的技术包括可穿戴传感器、视觉、雷达和无线保真 (Wi-Fi, wireless fidelity) 等。在基于 DL 的 ISAC 框架下, 雷达和 Wi-Fi 技术尤其受到关注, 技术对比表 7 所示。

针对 Wi-Fi 网络, Luo 等^[75]采用视觉 Transformer (ViT, vision Transformer) 模型分析 Wi-Fi 的 CSI, 在 UT-HAR 数据集上达到 98.78% 的活动识别准确率, 但在处理新类别时, 如未知动作或未训练过的个体, 其泛化能力受限。为克服这一局限, 文献[23]引入了具备捕获时空特征能力的三维 CNN, 通过有效提取时空动态模式, 不仅增强了模型在新类别上的泛化性能, 还在仅有少量样本的情况下实

表 7 基于 DL 的 ISAC 人体检测技术对比

文献	系统架构	信号处理类型	DL 模型	准确率	研究特点与性能优化	挑战
文献[23]	单用户多目标		三维 CNN	94.1%和 93.2%	少样本学习; 增强了泛化能力	计算复杂度高
文献[75]	单用户单目标	Wi-Fi CSI 信号	ViT	98.78%	多种 ViT 架构对比; 提高了计算效率	环境适应性不足
文献[76]	多用户多目标		VGG 或 LSTM	92%和 95%	多级特征融合; 提升了复杂环境适应性	存在多用户干扰
文献[77]	单用户单目标	毫米波点云	Transformer	99.06%和 99.44%	时空注意力机制; 优化了动态活动识别	数据依赖性强

现了手势识别与身份识别任务，准确率达到 94.1% 和 93.2%。进一步地，文献[76]则兼顾了人类活动识别与室内定位 2 项功能，首先利用高频能量有效区分静态活动与动态活动两大类，然后针对不同类型，选用基于视觉几何组（VGG, visual geometry group）或 LSTM 的多级特征融合网络提取特征信息，并据此进行活动识别和定位信息估计，这一策略使得在复杂环境中活动识别和定位的准确率分别达到 92% 和 95%。

在雷达技术方面，Kang 等^[77]提出通过利用毫米波雷达中稀疏点云的时间和空间特征，并采用 Transformer 模型，解决了传统方法下对于隐私保护的不足，在 2 组数据集上准确率分别达到了 99.06% 和 99.44%，显著提升了动态活动识别的性能。

未来，如何进一步探索更高效的时空特征提取方法，以提升模型在未知场景中的适应能力，同时优化计算开销，提高实时性与可扩展性，还需要进一步研究。

3.5 基于 DL 的 ISAC 目标识别与追踪技术

DL 模型通过精确的参数估计、动态波束管理以及计算效率的提升，使 ISAC 能够在复杂环境中高效、准确地进行目标识别与追踪，技术对比如表 8 所示。

针对目标识别与参数估计，文献[78-79]对目标的到达角和出发角进行估计，该方法不仅具有良好的跟踪精度，而且具有较低计算复杂度。在太赫兹频段，由于频率较高，多普勒频移的影响更为显著，因此文献[80]在考虑偏移的情况下，对目标范围和速度进行精确估计。Chen 等^[81]还实现了对不完美阵列的到达方向（DOA, direction of arrival）估计。进一步地，Paul 等^[82]提出量子增强 DRL 框架，相较于 DDPG 算法，DoA 估计的均方根误差降低了约 90%，计算任务卸载时延降低了 43.09%。

针对波束预测与管理，文献[83-84]利用历史数据优化波束成形性能，文献[35,85]通过 DL 方法简化了波束成形过程，提高了速度并减少了信令开销。然而，文献[35,83-85]在动态环境中的表现仍有待提高。为了解决这一问题，Eghbali 等^[86]提出了一种结合元学习和 SAC 算法的波束成形方法，以增强在动态环境中的适应性和收敛速度。考虑到信息泄露的风险，文献[26,87]分别使用 DDPG 算法和 SAC 算法提高系统的保密率，其中，文献[26]的保密率比未采用该方案的保密率提升了 55.49%，文献[87]采用的 SAC 算法相比 DDPG 算法在不同场景下保密率分别提高 4.4% 和 4.8%。

针对实时性和能效优化，Wu 等^[88]提出了一种基于图神经网络（GNN, graph neural network）的加速分支定界算法，通过学习剪枝策略，提高计算效率，与传统的分支定界算法相比，该算法在不同问题规模下平均速度提升了 3~7 倍。进一步，Tariq 等^[89]考虑结合量子计算和 Transformer 架构，处理多模态数据以支持实时波束预测，与仅使用位置数据的方法相比，该方法在零样本测试中的距离精度得分更高，达到 0.912 4，表明其在实时性方面具有更好的性能。文献[90]则结合 YOLOv5 和 Sage-Husa 滤波器进行目标检测和轨迹预测，并通过视觉辅助波束成形，减少通信开销，提高能效。

在基于 DL 的 ISAC 研究中，不同的 DL 模型在信道估计、信道编码、资源分配、人体检测以及目标识别与追踪等领域均展现出独特的优势。表 9 总结了当前研究的主要模型/算法、主要研究内容以及面临的挑战，为进一步理解 DL 在 ISAC 中的应用奠定基础。

随着 ISAC 任务的多样化，不同 DL 模型的适用性也各不相同。表 10 进一步分析了各类模型在静态任务、时序任务以及动态决策中的适配逻辑，以此梳理 DL 在 ISAC 中的合理应用方式，并为未

表 8 基于 DL 的 ISAC 目标识别与追踪技术对比

研究问题	文献	DL 模型	数据类型	优化目标	研究特点	挑战
目标识别与参数估计	文献[78-82]	DNN、CNN 等	雷达	提高追踪精度	主要估计目标的范围、速度和角度	实时动态跟踪能力不足
波束预测与管理	文献[26,35,83-87]	LSTM、SAC 等	雷达	提高通信性能、感知性能、保密率	采用端到端设计	长期动态环境下考虑不足
实时性和能效优化	文献[88-90]	GNN、YOLOv5 等	视觉、雷达、融合数据	提高计算、通信效率	通过减少通信开销实现	复杂大规模场景下的局限性

表 9 基于 DL 的 ISAC 应用总结

技术领域	主要模型/算法	主要研究内容	挑战
信道估计	ResNet、Transformer	低信噪比信道估计, 动态环境 CSI 预测	高移动性泛化不足, 在线学习机制不完善
信道编码	CNN、A2C、DNN	端到端编码, 智能预编码	依赖完美 CSI, 信息安全隐患
资源分配	DNN、DDPG、DDQN、SAC	抗干扰优化, 多任务资源分配	实时性与计算效率平衡, 动态环境适应性
人体检测	CNN、LSTM、Transformer	CSI 分析, 时空特征提取	泛化能力受限, 新类别适应性
目标识别与追踪	SAC、DDPG、RNN、CNN	目标角度估计, 波束管理	动态环境适应性, 收敛速度, 保密率

表 10 ISAC 中典型 DL 模型的适配逻辑分析

任务类型	模型	应用优势	适用场景	技术领域
静态任务	DNN	端到端优化, 多任务通用性	端到端信道编码, 多目标资源分配	信道编码、资源分配
	CNN	局部特征提取, 参数共享降冗余	目标检测, 人体活动识别	人体检测、目标识别与追踪
时序任务	RNN	时序建模, 动态预测	动态波束预测, 目标轨迹跟踪	目标识别与追踪
	Transformer	全局特征融合, 并行计算高效	高移动性信道估计, 人体检测	信道估计、人体检测
动态决策	DRL	强自适应性, 策略生成灵活	动态资源分配, 波束管理	资源分配、目标识别与追踪

来研究提供参考, 总结如下。

1) DNN 凭借其端到端建模能力与多任务通用性, 常用于端到端信道编码与多目标资源分配, 通过直接学习输入输出映射关系, 减少对显式数学模型的依赖, 但其性能依赖大规模数据训练。

2) CNN 凭借其局部特征提取能力与平移不变性优势, 主要用于多维信号 (如 CSI、雷达点云) 的时空特征分析与噪声抑制, 适用于无线环境下的目标检测与人体活动识别, 但深层 CNN 参数量大, 计算复杂度高。

3) RNN 及其变体 (LSTM/GRU) 通过时序依赖建模能力, 主要应用于动态波束预测与目标轨迹跟踪, 但其长序列训练效率与梯度问题限制了复杂场景下的泛化能力。

4) Transformer 基于自注意力机制实现全局特征融合, 在高移动性信道估计与人体检测中表现出色, 但其高计算开销对边缘部署提出挑战。

5) DRL (如 DDPG/SAC) 通过试错机制与动

态策略生成, 被广泛应用于动态资源分配与波束管理, 但其样本效率低与收敛困难, 需依赖环境建模增强。

4 技术挑战与未来方向

基于 DL 的 ISAC 确实表现出强大的适应性和优化能力, 但仍面临诸多具有挑战性的问题。本节从模型稳健性、计算效率与实时性的平衡、数据安全和隐私保护 3 个维度对基于 DL 的 ISAC 所存在的技术挑战进行探讨, 如图 13 所示。

4.1 复杂环境下的模型稳健性

ISAC 需要在不断变化的无线环境中稳定运行, 但 DL 模型的泛化能力往往受到训练数据分布的限制。在不同场景、不同设备条件和不同信道特性的影响下, 预训练的 DL 模型可能会出现性能下降的问题。例如, 信道估计模型在静态环境下能较好地预测 CSI, 但在高速移动环境中, 其误差可能会显著增加。同样, 目标检测模型在实验室环境下具有



图 13 技术挑战与应对策略

较高精度,但在复杂室外环境中,由于信道干扰和噪声影响,其识别能力可能会大幅下降。因此,如何提升 DL 模型的环境适应能力,使其能够在多变的无线场景中保持稳健性,成为 ISAC 面临的重要挑战。

为提升 DL 模型在复杂无线环境下的稳健性,可从数据、算法和系统 3 个层面协同解决。在数据层面,构建覆盖多种场景与多类设备条件的通感联合数据集,通过合成建模与数据增强技术提升模型在非理想环境中的表现能力;在算法层面,引入领域自适应与元学习机制,使模型能够在新场景中快速迁移与微调,提升泛化性能;在系统层面,可考虑采用模型驱动与数据驱动融合的混合结构,使系统在极端环境下仍具备结构稳定性和可解释性,从而提升整体鲁棒性和可靠性。

4.2 计算效率与实时性的平衡

ISAC 任务要求高实时性,但 DL 模型的计算复杂度限制了其在低功耗设备和边缘设备上的部署。当前的 DL 模型,特别是 Transformer 等架构,在处理大规模数据时计算需求高,难以满足低时延通信和感知任务的要求。此外,DRN 在资源分配和波束管理中的应用,尽管能够提高长期优化效果,但其在线决策过程计算开销大,训练过程收敛速度慢,影响实际系统的部署。因此,如何兼顾 DL 模型的高精度与低计算复杂度,是提升 ISAC 实时性的重要研究方向。

为解决 ISAC 任务中计算效率与实时性的矛盾,可从算法压缩、硬件部署及系统架构 3 个维度协同优化。在算法层面,可通过模型剪枝、知识蒸馏等技术对冗余参数进行压缩,开发轻量级通感融合网络,以适应算力受限的边缘节点;在硬件层面,设计适配 ISAC 任务的数据流结构与计算模块,如使用现场可编程门阵列、专用集成电路,提升推理速度并降低功耗;在系统架构层面,构建云-边-端协同机制,将计算密集型任务分配至边缘或云端处理,终端侧则承担感知与控制等轻量任务,从整体上优化计算资源调度与时延控制,满足通信与感知任务的实时性需求。

4.3 数据安全与隐私保护

ISAC 需要处理大量无线感知数据,涉及用户位置、环境信息等敏感内容,如何在数据共享和模型训练过程中保护隐私成为关键问题。现有 DL 方

法在面对恶意攻击时较为脆弱,例如,攻击者可能通过对抗样本干扰目标识别模型,使其误判目标属性。此外,在无线通信过程中,信道信息的窃听风险也较高,特别是在开放式网络环境下,传统加密方案可能难以满足高效安全通信的需求。因此,如何在保障数据安全的同时提升通信和感知任务的性能,是 ISAC 未来发展需要关注的重要方向。

为解决上述问题,可从加密技术、隐私保护算法和安全架构设计 3 个方面寻求突破。加密技术方面,通过采用同态加密、量子加密等新型加密方式实现密文直接计算,保障数据传输与处理安全,并基于信道状态实时调整加密参数的动态加密策略,增强信道信息的抗窃听能力;隐私保护算法方面,可结合联邦学习与差分隐私方法,实现数据不出端的分布式模型训练,有效防止用户敏感信息泄露;安全架构设计方面,构建涵盖感知层、网络层到应用层的多层级安全防护体系,同时引入区块链技术,以去中心化方式记录数据操作,实现数据的可追溯与不可篡改,从而有效抵御恶意攻击并防止数据泄露。

5 结束语

本文通过对基于 DL 的 ISAC 展开深入研究,整合了该领域从理论基础到应用实践的研究成果。本文不仅系统总结了 ISAC 核心框架与 DL 模型应用,还深入分析了在通信感知融合场景中的技术创新与应用成效。研究发现,尽管当前取得诸多进展,但在算法实时性、模型泛化能力等方面仍存在挑战。未来,随着理论研究与技术创新的持续推进,基于 DL 的 ISAC 有望在智能网络、智慧交通等领域实现更广泛应用,为 6G 及未来通信网络的发展注入新动能。

参考文献:

- [1] NGO Q T, TANG Z F, JAYAWICKRAMA B, et al. Timeliness of information in 5G nonterrestrial networks: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(21): 34652-34675.
 - [2] XU Y J, TIAN Q Y, CHEN Q B, et al. Robust secure beamforming design for multi-RIS-aided MISO systems with hardware impairments and channel uncertainties[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(3): 1517-1530.
 - [3] 王晓云, 陆璐, 刘超, 等. 面向 6G 的网络架构建模、评估及优化[J]. 通信学报, 2024, 45(7): 235-249.
- WANG X Y, LU L, LIU C, et al. Modeling, evaluation, and optimiza-

- tion for 6G network architecture[J]. *Journal on Communications*, 2024, 45(7): 235-249.
- [4] 徐勇军, 邱友静, 张海波. 智能反射面辅助的环境反向散射通信系统信道估计算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2025, 47(1): 75-83.
XU Y J, QIU Y J, ZHANG H B. Channel estimation for intelligent reflecting surface assisted ambient backscatter communication systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(1): 75-83.
- [5] 袁一铭, 徐勇军, 周继华. 可重构智能反射面辅助太赫兹通信系统鲁棒波束成形算法[J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(3): 808-816.
YUAN Y M, XU Y J, ZHOU J H. Robust beamforming algorithm for terahertz communication systems aided by reconfigurable intelligent surfaces[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(3): 808-816.
- [6] ZHANG H J, ZHANG Y X, LIU X N, et al. Resource allocation and mobility management for perceptive mobile networks in 6G[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2024, 31(4): 223-229.
- [7] IMT-2030(6G)推进组. 6G总体愿景与潜在关键技术白皮书[R]. 2021. IMT-2030(6G) Promotion Group. 6G overall vision and potential key technology white paper[R]. 2021.
- [8] 于刊, 李东, 张奇勋, 等. 车联网泛在感知、潜在通信、融合计算、内生安全综述: 最新进展与未来方向[J]. *通信学报*, 2024, 45(11): 223-243.
YU K, LI D, ZHANG Q X, et al. Survey of ubiquitous sensing, potential communication, integrated computing, and inherent security for Internet of vehicles: latest developments and future directions[J]. *Journal on Communications*, 2024, 45(11): 223-243.
- [9] 石明利, 李晓辉, 吕思婷. 基于多目标公平感知的通感一体化恒模波形设计[J]. *通信学报*, 2024, 45(10): 31-40.
SHI M L, LI X H, LYU S T. ISAC constant modulus waveform design based on multi-target fair sensing[J]. *Journal on Communications*, 2024, 45(10): 31-40.
- [10] 程翔, 张浩天, 杨宗辉, 等. 车联网通感一体化研究: 现状与发展趋势[J]. *通信学报*, 2022, 43(8): 188-202.
CHENG X, ZHANG H T, YANG Z H, et al. Integrated sensing and communications for Internet of vehicles: current status and development trend[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(8): 188-202.
- [11] 杨杰, 黄艺璇, 杜涛, 等. 通感一体化原型验证的研究现状与发展趋势[J]. *通信学报*, 2023, 44(11): 43-54.
YANG J, HUANG Y X, DU T, et al. Prototype verification for integrated sensing and communications: current status and development trends[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(11): 43-54.
- [12] LIU F, CUI Y H, MASOUIROS C, et al. Integrated sensing and communications: toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1728-1767.
- [13] CUI Y H, LIU F, JING X J, et al. Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: applications, trends, and challenges[J]. *IEEE Network*, 2021, 35(5): 158-167.
- [14] 徐勇军, 曹娜, 陈前斌. 通感一体化波形设计方法综述[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2023, 35(6): 981-991.
XU Y J, CAO N, CHEN Q B. Survey on waveform design methods for integrated sensing and communication[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2023, 35(6): 981-991.
- [15] 余显斌, 吕治东, 李澍漪, 等. 太赫兹感知通信一体化波形设计与信号处理[J]. *通信学报*, 2022, 43(2): 76-88.
YU X B, LYU Z D, LI L Y, et al. Waveform design and signal processing for terahertz integrated sensing and communication[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(2): 76-88.
- [16] NIU Y Y, WEI Z Q, MA D Y, et al. Interference management in MIMO-ISAC systems: a transceiver design approach[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2024(99): 1.
- [17] 林粤伟, 张奇勋, 尉志青, 等. 通感感知一体化硬件设计: 现状与展望[J]. *电子与信息学报*, 2025, 47(1): 1-21.
LIN Y W, ZHANG Q X, YU Z Q, et al. Status and prospect of hardware design on integrated sensing and communication[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(1): 1-21.
- [18] PRASOBH SANKAR R S, CHEPURI S P, ELDAR Y C. Beamforming in integrated sensing and communication systems with reconfigurable intelligent surfaces[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(5): 4017-4031.
- [19] 王晓云, 张小舟, 马良, 等. 6G通感一体化网络的感知算法研究与优化[J]. *通信学报*, 2023, 44(2): 219-230.
WANG X Y, ZHANG X Z, MA L, et al. Research and optimization on the sensing algorithm for 6G integrated sensing and communication network[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(2): 219-230.
- [20] XU D F, YU X H, NG D W K, et al. Robust and secure resource allocation for ISAC systems: a novel optimization framework for variable-length snapshots[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(12): 8196-8214.
- [21] 张广驰, 乐文英, 庞海舰, 等. IRS辅助认知无线携能通信网络的发射功率最小化算法[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2023, 51(3): 110-123.
ZHANG G C, LE W Y, PANG H J, et al. Transmit power minimization algorithms for IRS-assisted cognitive simultaneous wireless information and power transfer networks[J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2023, 51(3): 110-123.
- [22] HU J M, VALIULAH I, MASOUIROS C. ISAC receiver design: a learning-based two-stage joint data-and-target parameter estimation[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(8): 2105-2109.
- [23] ZHANG R H, JIANG C X, WU S, et al. Wi-Fi sensing for joint gesture recognition and human identification from few samples in human-computer interaction[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2193-2205.
- [24] XIAO Z Q, ZENG Y. Waveform design and performance analysis for full-duplex integrated sensing and communication[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1823-1837.
- [25] LIU R, LI M, LIU Q, et al. Joint waveform and filter designs for STAP-SLP-based MIMO-DFRC systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1918-1931.
- [26] MOON S, LIU H P, HWANG I. Joint beamforming for RIS-assisted integrated sensing and secure communication in UAV networks[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2024, 26(5): 502-508.
- [27] CUI Y Y, LI H H, ZHANG D G, et al. Multiagent reinforcement learning-based cooperative multitype task offloading strategy for Internet of vehicles in B5G/6G network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(14): 12248-12260.
- [28] LU Y, MAO W H, DU H Y, et al. Semantic-aware vision-assisted integrated sensing and communication: architecture and resource allocation[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2024, 31(3): 302-308.
- [29] LIU Q, LUO R, LIANG H R, et al. Energy-efficient joint computation

- offloading and resource allocation strategy for ISAC-aided 6G V2X networks[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(1): 413-423.
- [30] LIU X N, ZHANG H J, REN C, et al. Multi-task learning resource allocation in federated integrated sensing and communication networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 11612-11623.
- [31] CHEN Q Y, CAO J N, ZHU S Y. Data-driven monitoring and predictive maintenance for engineering structures: technologies, implementation challenges, and future directions[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(16): 14527-14551.
- [32] HE H T, JIN S, WEN C K, et al. Model-driven deep learning for physical layer communications[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(5): 77-83.
- [33] ZHANG Y W, LI S B, LI D Y, et al. Transformer-based predictive beamforming for integrated sensing and communication in vehicular networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 20690-20705.
- [34] XU X D, ZHU F Z, HAN S J, et al. Swin-loc: transformer-based CSI fingerprinting indoor localization with MIMO ISAC system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 11664-11679.
- [35] ZHANG X Q, YUAN W J, LIU C, et al. Predictive beamforming for vehicles with complex behaviors in ISAC systems: a deep learning approach[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2024, 18(5): 828-841.
- [36] FONTANESI G, GUERRA A, GUIDI F, et al. A deep-NN beamforming approach for dual function radar-communication THz UAV[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(1): 746-760.
- [37] ZHANG J X, XU S, ZHANG Z M, et al. A denoising diffusion probabilistic model-based digital twinning of ISAC MIMO channel[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024(99): 1.
- [38] JIANG W J, MA D Y, WEI Z Q, et al. ISAC-NET: model-driven deep learning for integrated passive sensing and communication[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(8): 4692-4707.
- [39] ZHANG J F, LIU M Q, TANG J, et al. Joint design for RIS-aided ISAC via deep unfolding learning[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2025, 11(1): 349-361.
- [40] 蒲旭敏, 刘雁翔, 宋米雪, 等. 基于模型驱动深度学习的 OTFS 信道估计[J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(2): 680-687.
- PU X M, LIU Y X, SONG M X, et al. Orthogonal time frequency space channel estimation based on model-driven deep learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(2): 680-687.
- [41] 张翔宇. 数据与模型协同驱动的智能无线通信技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2023.
- ZHANG X Y. Research on intelligent wireless communication technology driven by data and model[D]. Nanjing: Southeast University, 2023.
- [42] MAO Q, HU F, HAO Q. Deep learning for intelligent wireless networks: a comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4): 2595-2621.
- [43] ABDEL KHALEK N, TASHMAN D H, HAMOUDA W. Advances in machine learning-driven cognitive radio for wireless networks: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 26(2): 1201-1237.
- [44] XU X D, YAN K W, HAN S J, et al. Learning-based edge-device collaborative DNN inference in IoVT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(5): 7989-8004.
- [45] DJIGAL H, XU J, LIU L F, et al. Machine and deep learning for resource allocation in multi-access edge computing: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(4): 2449-2494.
- [46] REN X Y, MOSAVAT-JAHROMI H, CAI L, et al. Spatio-temporal spectrum load prediction using convolutional neural network and ResNet[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2022, 8(2): 502-513.
- [47] YU J Y, HOWARD W W, XU Y, et al. Model order estimation in the presence of multipath interference using residual convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(7): 7349-7361.
- [48] CHEN W X, LYU F, WU F, et al. FLAG: flexible, accurate, and long-time user load prediction in large-scale Wi-Fi system using deep RNN[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(22): 16510-16521.
- [49] RODRÍGUEZ E, OTERO B, GUTIÉRREZ N, et al. A survey of deep learning techniques for cybersecurity in mobile networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021, 23(3): 1920-1955.
- [50] MOHAMMADI M, AL-FUQAHA A, SOROUR S, et al. Deep learning for IoT big data and streaming analytics: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4): 2923-2960.
- [51] ZHANG S Y, ZHANG S Y, MAO Y J, et al. Transformer-based channel prediction for rate-splitting multiple access-enabled vehicle-to-everything communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 12717-12730.
- [52] FAN X W, ZHANG Y K, LU Y, et al. PARFormer: transformer-based multi-task network for pedestrian attribute recognition[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2024, 34(1): 411-423.
- [53] JIANG H, CUI M Y, NG D W K, et al. Accurate channel prediction based on transformer: making mobility negligible[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(9): 2717-2732.
- [54] ABDI N, ALBASEER A, ABDALLAH M. The role of deep learning in advancing proactive cybersecurity measures for smart grid networks: a survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(9): 16398-16421.
- [55] ALI AL-GARADI M, MOHAMED A, AL-ALI A K, et al. A survey of machine and deep learning methods for Internet of things (IoT) security[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(3): 1646-1685.
- [56] PANG G Y, LIU W C, LI Y H, et al. DRL-based resource allocation in remote state estimation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(7): 4434-4448.
- [57] WANG X M, ZHANG Y H, SHEN R J, et al. DRL-based energy-efficient resource allocation frameworks for uplink NOMA systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 7279-7294.
- [58] DU J H, HE M M, HE J, et al. A tensor-based signal processing for ISAC using C-DRCNN in RIS-assisted mmWave MIMO-OFDM systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(18): 29470-29485.
- [59] ZHANG X Q, WEN H F, YAN Z Y, et al. A novel joint channel estimation and symbol detection receiver for orthogonal time frequency space in vehicular networks[J]. *Entropy*, 2023, 25(9): 1358.
- [60] MATSUMINE T, OCHIAI H. Recent advances in deep learning for channel coding: a survey[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2024, 5: 6443-6481.

- [61] JING Z X, MU J S, LI X Y, et al. Efficient fusion and reconstruction for communication and sensing signals in green IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(11): 9319-9328.
- [62] WANG C, LI G, ZHANG H B, et al. Fluid antenna system liberating multiuser MIMO for ISAC via deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 10879-10894.
- [63] LI R Z, BAO C Y, CHEN L, et al. Deep learning enabled precoding in secure integrated sensing and communication systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(12): 2769-2773.
- [64] SAGDUYU Y E, ERPEK T, YENER A, et al. Will 6G be semantic communications? opportunities and challenges from task oriented and secure communications to integrated sensing[J]. *IEEE Network*, 2024, 38(6): 72-80.
- [65] LIU X N, ZHANG H J, LONG K P, et al. Distributed unsupervised learning for interference management in integrated sensing and communication systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(12): 9301-9312.
- [66] CHEN Y H, YANG H L, OU X Y, et al. Anti-jamming resource allocation for integrated sensing and communications based on game-guided reinforcement learning[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2025, 14(1): 223-227.
- [67] PALA S, SINGH K, LI C P, et al. Empowering ISAC systems with federated learning: a focus on satellite and RIS-enhanced terrestrial integrated networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(1): 810-824.
- [68] HU B T, ZHANG W Z, GAO Y, et al. Multiagent deep deterministic policy gradient-based computation offloading and resource allocation for ISAC-aided 6G V2X networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(20): 33890-33902.
- [69] GONG Y, WEI Y F, FENG Z Y, et al. Resource allocation for integrated sensing and communication in digital twin enabled Internet of vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(4): 4510-4524.
- [70] KURMA S, SINGH K, MUMTAZ S, et al. Resource optimization in active-STAR-RIS-aided THz ISAC systems with DDA modulation: a machine-learning approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 15291-15307.
- [71] XIE Z Y, WANG Z Y, ZHANG Z K, et al. Distributed UAV swarm for device-free integrated sensing and communication relying on multi-agent reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(12): 19925-19930.
- [72] WANG Q Y, CHAI R, SUN R J, et al. ISAC-enabled multi-UAV cooperative perception and trajectory optimization[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(24): 40982-40995.
- [73] ZHANG F, HAN G J, LIU L, et al. Deep reinforcement learning based cooperative partial task offloading and resource allocation for IIoT applications[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2023, 10(5): 2991-3006.
- [74] LIANG Y H, TANG H J, WU H M, et al. Lyapunov-guided offloading optimization based on soft actor-critic for ISAC-aided Internet of vehicles[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(12): 14708-14721.
- [75] LUO F, KHAN S, JIANG B, et al. Vision transformers for human activity recognition using Wi-Fi channel state information[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(17): 28111-28122.
- [76] ZHANG Y Y, WANG G P, LIU H, et al. Wi-Fi-based indoor human activity sensing: a selective sensing strategy and a multilevel feature fusion approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(18): 29335-29347.
- [77] KANG L Y, LI Z, ZHAO X H, et al. ST-PCT: spatial-temporal point cloud transformer for sensing activity based on mmWave[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(6): 10979-10991.
- [78] CHENG X C, YUAN X J, JIANG W J, et al. Deep active learning for mmWave array-based multi-source AoA tracking[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 12368-12381.
- [79] NAOUMI S, BAZZI A, BOMFIN R, et al. Complex neural network based joint AoA and AoD estimation for bistatic ISAC[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2024, 18(5): 842-856.
- [80] WU Y Z, LEMIC F, HAN C, et al. Sensing integrated DFT-spread OFDM waveform and deep learning-powered receiver design for terahertz integrated sensing and communication systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(1): 595-610.
- [81] CHEN P, CHEN Z M, LIU L, et al. SDOA-net: an efficient deep-learning-based DOA estimation network for imperfect array[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 8503512.
- [82] PAUL A, SINGH K, KAUSHIK A, et al. Quantum-enhanced DRL optimization for DoA estimation and task offloading in ISAC systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(1): 364-381.
- [83] LIU C, LIU X M, LI S Y, et al. Deep CLSTM for predictive beamforming in integrated sensing and communication-enabled vehicular networks[J]. *Journal of Communications and Information Networks*, 2022, 7(3): 269-277.
- [84] LIU C, YUAN W J, LI S Y, et al. Learning-based predictive beamforming for integrated sensing and communication in vehicular networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(8): 2317-2334.
- [85] WANG Z H, WONG V W S, SCHOBER R. Integrated sensing and communications for end-to-end predictive beamforming design in vehicle-to-infrastructure networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2024, 18(5): 933-949.
- [86] EGHBALI Y, FARAMARZI S, TASKOU S K, et al. Beamforming for STAR-RIS-aided integrated sensing and communication using meta DRL[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(4): 919-923.
- [87] LIU Q, ZHU Y Q, LI M, et al. DRL-based secrecy rate optimization for RIS-assisted secure ISAC systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(12): 16871-16875.
- [88] WU J G, WANG Z G, LIU Y F, et al. Efficient global algorithms for transmit beamforming design in ISAC systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2024, 72: 4493-4508.
- [89] TARIQ S, ARFETO B E, KHALID U, et al. Deep quantum-transformer networks for multimodal beam prediction in ISAC systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(18): 29387-29401.
- [90] ZOU J Q, WANG C W, LIU Y Y, et al. Vision-assisted 3-D predictive beamforming for green UAV-to-vehicle communications[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(1): 434-443.

[作者简介]



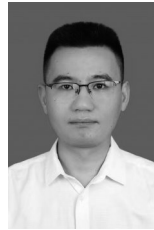
冉鑫怡 (1998-), 女, 重庆人, 重庆邮电大学博士生, 主要研究方向为通感一体化、人工智能、智能反射面等。



左文科 (1983-), 男, 辽宁凌源人, 中国电信股份有限公司重庆分公司工程师, 主要研究方向为通感一体化、人工智能等。



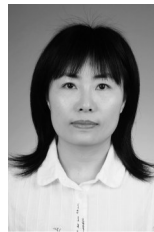
陈前斌 (1967-), 男, 四川营山人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通信网络、移动通信、通感一体化等。



赵耘 (1991-), 男, 四川绵阳人, 中国电信股份有限公司重庆分公司工程师, 主要研究方向为通感一体化、人工智能等。



徐勇军 (1986-), 男, 湖北赤壁人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通感一体化、人工智能、智能反射面、卫星通信等。



陈莉 (1979-), 女, 四川泸州人, 重庆邮电大学工程师, 主要研究方向为信号与信息处理、物联网通信等。