

AI在无线通信系统中的应用



Applications of AI in Wireless Communication Systems

魏兴光/WEI Xingguang^{1,2}, 刘静/LIU Jing^{1,2},
陈嘉君/CHEN Jiajun^{1,2}, 谢鹏翔/XIE Pengxiang^{1,2},
冯禹昂/FENG Yuang^{1,2}

(1. 移动网络和移动多媒体技术国家重点实验室, 中国 深圳 518055;

2. 中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057)

(1. State Key Laboratory of Mobile Network and Mobile Multimedia Technology, Shenzhen 518055, China;

2. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202404005

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240719.1818.010.html>

网络出版日期: 2024-07-22

收稿日期: 2024-06-20

摘要: 通智融合作为6G的一个重要应用场景,旨在通过人工智能(AI)与6G通信系统的深度结合,实现双向赋能。全面综述了AI在无线通信系统中的应用,介绍了AI在无线通信系统的总体框架,展望了AI在6G无线通信系统中的应用及面临的挑战。认为AI技术将在6G时代与传统算法共存,未来引入统一的AI框架显得尤为重要。

关键词: 人工智能; CSI增强; 波束管理; 定位增强; 移动性管理; 网络节能; 负载均衡

Abstract: As an important application scenario for 6G, the integration of artificial intelligence (AI) and communication aims to achieve mutual empowerment through the deep integration of AI and 6G communication systems. The applications of AI in wireless communication systems are reviewed. An overview of the general framework of AI in wireless communication systems is provided. The applications and challenges of AI in 6G systems are envisioned. It is believed that AI technology will coexist with traditional algorithms in the 6G era, and it is particularly important to introduce a unified AI framework in the future.

Keywords: AI; CSI enhancement; beam management; positioning enhancement; mobility management; network energy saving; load balance

引用格式: 魏兴光, 刘静, 陈嘉君, 等. AI在无线通信系统中的应用[J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(4): 26-31. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404005

Citation: WEI X G, LIU J, CHEN J J, et al. Applications of AI in wireless communication systems [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(4): 26-31. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404005

随着算法的突破、计算能力的增强和互联网数据的支持,人工智能(AI)在21世纪第2个10年取得显著进展,备受全球瞩目。与此同时,无线通信系统以其强大的连接能力,不仅实现了人与人的沟通,更推动了万物互联新时代的到来。在这一过程中,无线通信系统产生了海量数据,共同构建了一个庞大的数字世界,为人工智能的进一步发展提供了强大动力^[1-2]。作为《IMT面向2030及未来发展的框架和总体目标建议书》中提出的6G六大典型应用场景之一,通智融合旨在通过人工智能与6G通信系统的深度结合,实现双向赋能^[3]:一方面,AI技术能够为6G通信系统提供智能决策和优化能力,提升通信效率和服务质量;另一方面,6G通信系统能为AI提供强大的基础通信和算力支持,推动智能化社会的快速发展^[4-5]。

为深入挖掘人工智能在无线通信系统中的潜力,国际标准化组织第3代合作伙伴计划(3GPP)在5G-A阶段已经积极开展了对通智融合的深入探索与标准化工作,涵盖了AI

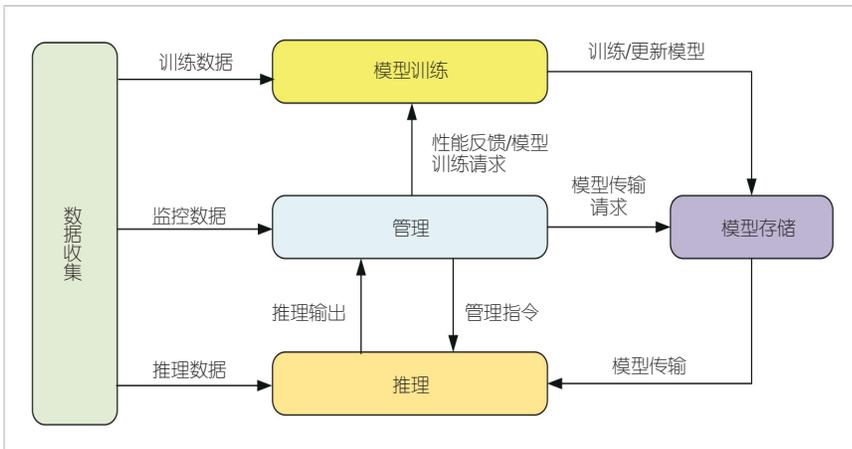
在物理层、接入网、核心网和网管的应用^[6-9]。随着AI技术的不断发展,业界对通智融合应用场景的探索正呈现出如火如荼的态势,各种创新应用层出不穷。

1 AI在无线通信系统的总体框架

AI在通信系统的总体框架如图1所示,这一框架涵盖了数据收集、模型训练、管理、推理以及模型存储等核心功能模块,它们共同构成了模型的生命周期管理体系。AI在通信系统中的应用以这个总体框架为基础进行研究和标准化^[6]。在这一体系中,数据作为驱动AI技术的核心要素,串联起各个功能模块。

1) 数据收集模块负责收集模型训练、管理和推理所需的各种数据,数据数量和质量直接决定着AI模型推理性能的优劣,因此确保数据的准确性和完整性至关重要。

2) 模型训练作为模型生命周期的基础环节,利用收集到的数据对AI模型进行精准训练和优化。根据实际应用需



▲图1 AI在通信系统的总体框架

求，模型训练可灵活采用在线训练或离线训练的方式。

3) 管理模块根据监控数据及模型推理输出等信息进行决策判断，并发出相应的管理指令。这些指令包括但不限于模型的性能监控、激活与去激活、切换、传输及再训练等，以确保模型始终运行在最佳状态。

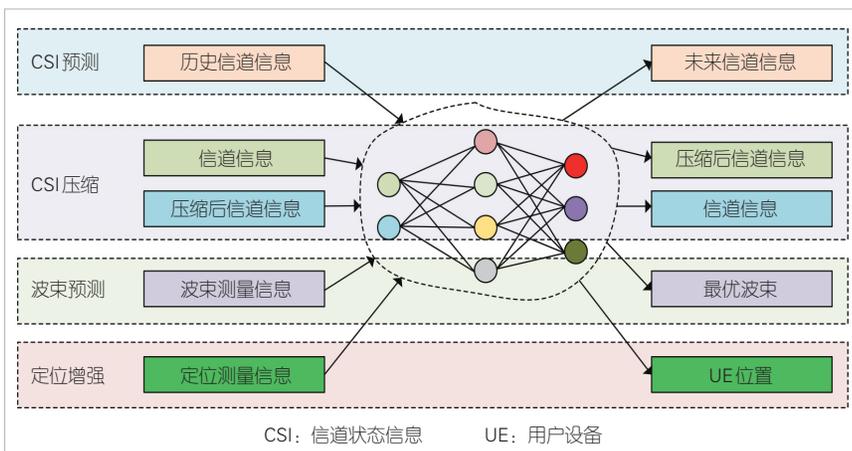
4) 推理模块则负责将推理数据输入至已训练的模型中，以获取相应的推理输出。

5) 模型存储模块则负责将训练好的模型进行安全存储，以便在需要时随时调用。当模型存储实体与模型推理实体分离时，还需进行模型传输。

2 AI在无线通信系统中的应用

2.1 AI在物理层的应用

3GPP Rel-18研究了信道状态信息（CSI）预测、CSI压缩、波束预测和定位增强等AI在物理层的应用，如图2所示。其中，波束预测和定位增强在Rel-19中已被标准化，



▲图2 AI在物理层的应用

而CSI预测和CSI压缩需要在Rel-19中进一步研究^[6]。可以预见，AI在6G物理层的应用将更加丰富。

2.1.1 基于AI的CSI增强

AI在物理层CSI增强的应用主要包括CSI压缩和CSI预测两种。CSI压缩须采用双边模型，即在用户设备（UE）端部署CSI生成模型，而在基站端则部署相应的CSI重构模型。这两个模型协同工作，共同完成CSI的压缩、反馈和重构任务，使得基站能够获取更精确的CSI数据，进而优化多用户配对和调度等操作。双边模型的

协作训练及配对流程对于保证系统性能至关重要。目前，相关标准组织正在研究通过模型传输、数据集传输等方式，实现双边模型的协同工作。

根据3GPP Rel-18的仿真数据分析^[6]，基于AI的CSI压缩反馈方法相较于传统Rel-16的e-Type II码本反馈方式在平均用户吞吐量（UPT）增益有限。具体而言，在最大秩为1和2的中低负载场景中，AI反馈方法相较于传统码本反馈方式展现出不到5%的平均UPT增益；而在高负载且低反馈开销的场景中，其增益则可达10%。在最大秩为4的条件下，根据少数公司的仿真结果，在低负载高反馈开销的场景下，其增益则可达14.89%。总的来说，在不同负载情况及反馈开销下，AI反馈方法实现了5.1%~14.89%的平均UPT增益。

与CSI压缩不同，CSI预测则采用UE侧的单边模型应用。UE将历史的信道测量结果输入到AI模型中，以预测未来时刻的CSI，从而有效解决CSI时效性问题。在UE侧进行CSI预测时，AI模型可以选择UE测量的原始信道作为输入，或者采用经过预处理的特征矢量。此外，3GPP制定了两种基线算法，即基于历史信道保持的基线1和采用非AI预测方法（如自回归算法）的基线2。根据Rel-18的仿真结果，基于AI的预测算法的平均UPT（中位数）与基线1相比，可实现5%~17.2%的增益，但与基线2相比增益不到5%。这是因为非AI的预测方法在信道变化不快的情况下也能较好地预测未来时刻的信道情况。

不少公司认为，基于AI的CSI增强性能增益有限，所以3GPP在Rel-19前期会

进一步对这两个应用进行研究和评估。

2.1.2 基于AI的波束管理

基于AI的波束管理方法主要包含空域波束预测与时域波束预测两大核心应用场景。对于空域波束预测，AI模型将部分波束测量数据作为输入，经过处理后输出各候选波束作为最优波束的概率预测或波束质量评估，例如参考信号接收功率（RSRP）。而时域波束预测通常建立在终端运动模式的简化假设之上，如恒定速度、直线轨迹等，通过利用历史时刻的波束测量结果作为AI模型的输入，直接预测未来时刻的最优波束信息。无论是空域还是时域波束预测模型，均可部署于基站侧或UE侧，并在数据收集、模型推理及性能监控等方面对通信协议产生潜在影响。

3GPP的评估显示^[6]，相较于传统的基于穷尽扫描的波束管理方法，基于AI的空域波束预测方法以6%~25%的波束训练开销，实现了高达85%~99%的终端平均吞吐量性能。基于AI的时域波束预测方法通过引入时间维度的预测，在将波束训练开销降低20%~80%的同时，确保了较高的波束预测准确性。并且，随着预测时间长度的增加，AI方法所展现的波束预测性能增益愈发显著。然而，受限于模型的泛化性能，基于AI的空域和时域波束预测方法在应对波束码本、天线阵列维度以及终端移动速度等参数变化时，可能会面临较大的挑战。因此，仍需通过模型微调、混合数据集训练或模型切换等手段，持续优化和提升波束预测的性能。

2.1.3 基于AI的定位增强

如表1所示，AI在物理层定位的应用包括5种不同的用例，涵盖了3种模型部署位置（UE侧、基站侧和网络侧）、2种模型类别（直接AI定位和AI辅助定位），以及3种定位模式（基于UE的模式、UE辅助/基于网络的模式和基站辅助模式）。这些应用利用不同UE/基站的原始信道测量信息，例如信道冲激响应（CIR）、功率时延谱（PDP）或时延谱（DP），通过AI确定用户设备的位置。不同用例中的模型类别根据AI模型的输出进行了区分。直接AI定位的输出为用户设备的位置，而AI辅助定位的输出可以是现有的测量或

▼表1 AI在定位中的用例

用例编号	定位模式	模型部署位置	模型类别
1	基于UE的模式	UE侧模型	直接AI定位
2a	UE辅助/基于网络的模式	UE侧模型	AI辅助定位
2b	UE辅助/基于网络的模式	网络侧模型	直接AI定位
3a	基站辅助模式	基站侧模型	AI辅助定位
3b	基站辅助模式	网络侧模型	直接AI定位

AI: 人工智能 UE: 用户设备

新的中间测量，例如直射径/非直射径（LOS/NLOS）指示、时间和/或角度测量值等。网络侧可根据AI辅助定位的输出值计算UE的位置。

技术报告^[6]的评估结果显示，在InF-DH场景中，AI定位方法在90%情况下均可实现小于1 m的水平定位精度。其中，以CIR作为模型输入时定位精度最高，而以PDP作为模型输入的定位误差是CIR的1.17~1.63倍，以DP作为模型输入的定位误差是CIR的1.33~2.01倍。此外，除定位精度外，模型的计算复杂度、泛化性等也是衡量AI模型的重要指标。评估结果显示，不同的杂波参数、网络同步误差、UE/基站的接收及发送时间误差、信道估计误差等因素均会影响AI模型的泛化性。

2.1.4 AI在物理层的其他应用

除了上述用例外，AI在6G物理层还可以进一步考虑以下用例：

- 基于AI的信道建模：通过AI技术实现物理信道的高精度建模，有效降低系统的反馈开销，提升系统的频谱效率；
- 基于AI的小区搜索和随机接入增强：随着通信频点的提高，各小区波束数量越来越大，小区搜索和随机接入时延以及功耗备受厂商关注，未来可以考虑AI模型用于降低小区搜索和随机接入的时延和能耗；
- 基于AI的接收机算法：使用AI技术对现有的接收机算法进行优化或增强，例如多输入多输出（MIMO）接收算法、解调译码算法等；
- 基于AI的干扰控制：通过对小区内干扰和小区间干扰进行智能化识别管理，实现系统性能的提升。

目前主要的用例都处于仿真和研究阶段，具体实测性能有待进一步观察。

2.2 AI在接入网的应用

随着双连接架构、网络切片等技术的引入，网络系统愈发复杂。传统的人机结合优化方法不仅易出错，而且成本高昂。为此，业界引入了AI技术，通过智能分析网络数据，实现网络性能的优化，同时确保用户体验。目前，3GPP RAN2已经开始基于AI的空中接口移动性增强研究，3GPP RAN3已标准化了基于AI的负荷均衡、网络节能和移动性优化解决方案，为运营商提供了更智能、更高效的优化手段^[7-8]。

2.2.1 基于AI的移动性增强

3GPP RAN2和RAN3都对基于AI的移动性增强进行了

研究。RAN2主要研究基于AI的空口移动性增强，侧重点在于空口测量及异常事件评估预测^[7]；而RAN3主要研究基站侧基于终端历史信息的切换轨迹预测。两者相辅相成，为降低终端功耗和提升切换性能打下基础^[8]。

基于AI的空口移动性增强主要包含无线资源管理(RRM)测量预测、测量事件预测与异常事件预测三大方向。目前，该研究在3GPP仍处于起步阶段，研究结果预计会在2025年第3季度进行呈现。

- 基于AI的RRM测量预测包括对服务小区和相邻小区的测量预测，与基于AI的波束管理相比，除空域和时域预测两大应用场景外，还进一步增加了频域预测。空域RRM测量和时域RRM预测分别与基于AI的空域波束预测和时域预测类似。而所谓频域RRM测量预测，是指通过频点A小区的RRM测量结果来预测频点B小区的RRM测量结果。与空域和时域预测不同，频域RRM测量预测的好处是可以避免异频测量gap对用户上下行数据产生影响，提升用户峰值速率。无论是空域、时域还是频域RRM测量预测模型，均可部署于基站侧或终端侧。

- 基于AI的RRM测量事件预测，在推测未来时刻服务小区和邻区的RRM测量结果基础上，进一步推测测量事件的发生时刻，以辅助网络侧进行切换决策优化。在终端侧模型中，测量事件预测可以有效降低终端频繁上报RRM测量预测结果的空口信令损耗。

- 基于AI的异常事件预测，主要包含无线链路失败(RLF)预测和切换失败预测，其预测的目的是为了提早发现下行链路可能出现的异常，触发网络侧及时进行配置调整或提前进行跨区切换。异常事件预测模型主要部署在终端侧。

RAN3主要研究和标准化基于AI技术来优化下面两个移动性管理问题，旨在通过最小化呼叫掉线、RLF、不必要的切换和乒乓效应，来保证移动性期间的服务连续性：

- 减少切换意外情况的发生概率，如过早切换、过晚切换、切换至错误小区等；

- 传统的UE轨迹信息无法预测，预测UE的位置是移动性优化的关键部分。这是因为许多与移动性相关的RRM行为(例如选择切换目标基站)都可以从预测的UE位置/轨迹中获益。

2.2.2 基于AI的网络节能

为了满足日益增长的移动用户数量和关键性能需求，数百万个基站正在被部署以支撑5G网络。然而，这种快速扩展带来了能耗和二氧化碳排放量的剧增，以及运营成本的上

涨。基站节能因此成为运营商关注的重点。一种有效的节能方法是智能地激活和去激活基站小区，从而优化无线网络的能耗。当流量低于预设阈值时，可以选择关闭基站，并将服务用户无缝迁移至其他基站。但传统的做法在基站负荷分析不足时可能导致错误决策，影响网络性能。因为关闭基站后，剩余基站需要承担更多流量，反而可能增加能耗。产生该问题的原因主要包括以下两方面：

- 不准确的负荷预测，仅基于当前流量，未考虑未来变化；

- 系统性能与能效之间的权衡难题，难以同时优化。

为解决这些问题，可以利用AI技术优化节能决策，基于RAN网络数据预测能效和负载。通过动态调整节能策略，如关闭时间、卸载操作等，在保证系统性能的同时，实现更有效的能源利用，降低整体能耗^[8]。

2.2.3 基于AI的负荷均衡

随着网络中流量的迅速增长和多频段的广泛应用，如何平衡分配流量成为一项挑战。为此，负载均衡策略应运而生。该策略旨在实现基站间及基站区域间的负载均衡，或者通过转移部分流量、卸载用户等方式，从拥堵的基站或基站区域改善网络性能。然而，目前仍依赖于当前或过去状态的负载均衡决策存在局限性。网络流量负载和资源状态变化极为迅速，特别是在高移动性和大量连接场景中，这可能导致基站间的频繁切换、基站过载以及用户服务质量的下降。因此，在负载均衡过程中，确保整体网络和服务性能的稳定性变得异常困难。

幸运的是，AI技术为提升负载均衡性能提供了有力支持。通过收集网络各层及邻区的历史数据，基站侧的模型能够预测自身及邻区基站的未来负荷状态，并据此制定合适的负载均衡策略。这不仅能够提升用户体验质量，还能有效增强系统容量，为网络性能的持续优化奠定坚实基础^[8]。

2.2.4 AI在接入网的其他应用

智能化6G无线通信系统可以分为两种类型：“AI for Network”和“Network for AI”。“AI for Network”即人工智能赋能网络，是指利用人工智能技术来提升和优化无线网络的性能和管理。“Network for AI”，即网络赋能人工智能，是指通过无线网络来支持和增强人工智能应用的运行和性能。“Network for AI”的重点在于提供高带宽、低延迟和高可靠性的网络基础设施，以支持复杂的AI应用，如实时数据分析、边缘计算，分布式学习和智能终端设备的互联互通。通过优化网络架构和传输技术，旨在为AI应用提供强大的网

络支持，从而实现更高效、更智能的应用服务。未来的6G无线通信网络需要满足联邦学习架构和分布式学习架构需求，保障AI相关数据与模型传输的可靠性及低延迟。

2.3 AI在核心网的应用

在核心网所有的网元中，网络数据分析功能（NWDAF）作为唯一具备数据分析、模型训练和推理能力的网元，经过Rel-16、Rel-17和Rel-18后不断变得完善。3GPP SA2已经完成对其数据采集、模型训练、模型共享、模型推理，以及核心网内部横向联邦学习等各项功能的定义。

TS 23.288^[9]协议进一步定义了10余种NWDAF的应用场景，比较热门的场景包括用户体验、网元负载、UE移动性等。在用户体验场景中，NWDAF能够从应用功能（AF）、会话管理功能（SMF）和网管（OAM）等多个网元获取目标用户相关的各类数据，进行模型训练/推理和数据分析，输出用户切片服务体验、用户应用/协议数据单元（PDU）会话服务体验等。在网元负载场景中，NWDAF可以向OAM提供网元在过去或未来任意时间的负载的分析/预测以及资源利用情况（比如CPU/内存/磁盘的资源利用）的分析/预测等。在UE移动性场景中，NWDAF能够从位置管理功能（LMF）和接入和移动管理功能（AMF）中收集历史或当前UE的位置信息进行数据分析和模型训练，并输出UE过往位置信息的相关统计和对未来UE位置的时间序列预测。值得一提的是，在Rel-19中，LMF具备了AI定位模型训练和推理的能力，是首个除NWDAF外具有AI能力的网元。

在即将到来的6G标准中，AI跨域协同和网元AI内生是两个热门的方向。跨域协同是指OAM、RAN、UE和核心网协同进行测试数据收集和模型训练，训练完成后进行跨域模型传递和部署。AI内生是指除了NWDAF和LMF外更多的网元内部具有AI能力，即不用向NWDAF请求AI相关分析，部分AI任务可以自己内部完成。

2.4 AI在网管的应用

管理数据分析（MDA）与AI技术相结合，被认为是OAM系统中的一项重要功能，可协助实现智能化的网络和服务管理。管理数据分析服务（MDAS）是由MDA暴露的服务，可被各种消费者使用，如MnFs（即MnS生产者/消费者）、网元（如NWDAF）、自组网（SON）功能、网络和服务优化工具/功能、即服务等级规范（SLS）保障功能等。MDA提供了处理和分析与网络、服务事件及状态相关数据的能力，包括性能测量（PM）、关键绩效指标（KPI）、QoE报告、告警数据、配置数据、网络分析数据和来自AF的服

务体验数据等。MDA能基于上述输入输出提供分析结果，如统计、预测、根因分析，也能为运维管理提供采取必要措施的建议。总体而言，MDA能够识别影响网络和服务性能的问题与风险，帮助预测网络和服务的需求，以实现高效的资源调配，从而实现网络和服务的快速部署。

目前，3GPP TS 28.104^[10]在Rel-18定义了多类MDA用例，包括覆盖相关的分析、资源相关的分析、SLS分析、管理数据预测和统计、MDA辅助的故障管理等。故障管理是网络运维管理的典型场景，MDA辅助的故障管理支持故障预测、业务故障恢复和控制面拥塞分析，其中控制面拥塞分析是新引入的场景。MDA利用收集到的PM、故障管理、网络拓扑数据和网络功能虚拟化管理和编排（NFV MANO）提供的虚拟资源信息进行控制面拥塞分析，并提供包含目标5GC NF（如AMF、SMF）拥塞分析报告或预测报告。报告中还提供优化目标5GC NF以解决拥塞问题的建议措施。

AI与6G技术的融合发展将支持网络向进一步高阶自智演进，赋能意图驱动和闭环保障等自智网络的关键特性。意图驱动是指，通过深入理解用户的意图，网络根据用户的需求和偏好，提供定制化的解决方案。用户只需关心实现的目标，而不必关心实现的方式。闭环保障是在网络中实现实时监测、评估、分析和决策的机制，引入智能化手段减少人为介入，最大限度地保障网络性能。通过自动化和智能化手段，帮助运营商简化业务部署，推动网络具备自配置、自优化、自愈和自演进能力。目前主要的用例限定于特定场景，还处于研究与验证阶段。如何提升模型的场景泛化能力从而推动大规模应用仍在研究中。

3 AI应用于无线通信系统的展望和挑战

随着AI技术的不断快速发展，业界对通智融合应用场景的探索在不断推进，创新应用层出不穷。3GPP即将在Rel-20开启6G的研究，届时通智融合的应用场景将更加丰富，例如，基于AI的信道建模、基于AI的小区搜索和随机接入增强、基于AI的参考信号与数据信号的重叠发送、基于AI的网络流量和用户行为实时分析等。6G网络有望通过广泛使用泛化的AI技术，将AI深度嵌入网络的各个层面，实现统一的自智网络方案架构，驱动网络向自主、自治、自智的最终目标演进^[11-12]。但是，AI在无线通信系统中的应用也面临不少挑战：

- 目前AI在无线通信系统中的应用还聚焦在研究和标准化阶段，缺乏大规模的商用，有待进一步的市场检验；
- 部分基于AI的应用并未带来富有吸引力的增益，例如基于AI的CSI增强；

• AI模型的泛化性问题，泛化性强的模型复杂度过大，而泛化性弱的模型又不能保证性能的稳定性等。

综上所述，AI技术作为传统通信算法的增强，无法在6G中完全替代传统通信算法，但是会在6G与传统算法共存。此外，随着通智融合应用在6G中的逐渐丰富，为了便于统一管理和协调算力及其他智能资源，各层之间应用的统一AI框架显得尤为重要。

4 结束语

通智融合作为6G的一个重要应用场景，旨在通过人工智能与6G通信系统的深度结合，实现双向赋能。本文首先概述AI在无线通信系统的总体框架，随后梳理AI在5G-A和6G系统的应用，最后展望AI在6G无线系统中的应用以及挑战，例如缺乏大规模的商用、有待市场检验、部分应用增益有限、存在泛化性问题等。相比于5G-A，6G有望进一步扩大AI的应用场景和范围，但AI技术作为传统通信算法的增强，会在6G与传统算法共存。此外，为了便于统一管理和协调算力及其他智能资源，统一的AI框架显得尤为重要。

致谢

感谢中兴通讯股份有限公司李伦、刘文丰、王聪、董霏、鲁照华工程师对本论文做出的贡献！

参考文献

- [1] 中国移动. 算力网络白皮书 [R]. 2021
- [2] 杜宗鹏, 李志强, 陆璐. 算力网络四面三级算力度量技术体系 [J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(4): 8-13
- [3] ITU. Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond [EB/OL]. [2024-06-10]. <https://www.itu.int/md/R19-SG05-C-0131>
- [4] 方敏, 段向阳, 胡留军. 6G技术挑战、创新与展望 [J]. 中兴通讯技术, 2020, 26(3): 61-70. DOI: 10.12142/ZTETJ.202003012
- [5] 李文璟, 喻鹏, 张平. 6G智能内生网络架构及关键技术分析 [J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(5): 2-8. DOI:10.12142/ZTETJ.202305002
- [6] 3GPP. Study on artificial intelligence (AI)/machine learning (ML) for NR air interface (Release 18): TR 38.843 [S]. 2022
- [7] 3GPP. Revised SID on AIML for mobility in NR: RP-240082 [S]. 2024
- [8] 3GPP. Study on enhancement for data collection for NR and EN-DC (Release 17): TR 37.817 [S]. 2022
- [9] 3GPP. Architecture enhancements for 5G system (5GS) to support network data analytics services (Release 18): TS 23.288 [S]. 2020
- [10] 3GPP. Management data analytics (MDA) (Release 18) [S]. 2022
- [11] YANG B, LIANG X, LIU S N, et al. Intelligent 6G wireless

network with multi-dimensional information perception [J]. ZTE Communications, 2023, 21(2): 3-10. DOI: 10.12142/ZTECOM.202302002

- [12] WANG C X, YOU X H, GAO X Q, et al. On the road to 6G: visions, requirements, key technologies, and testbeds [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2023, 25(2): 905-974. DOI: 10.1109/COMST.2023.3249835

作者简介



魏兴光，中兴通讯股份有限公司无线技术预研高级工程师；主要研究方向为人工智能、全双工等。



刘静，中兴通讯股份有限公司无线技术预研高级工程师；主要研究方向为人工智能、移动性管理等。



陈嘉君，中兴通讯股份有限公司无线技术预研高级工程师；主要研究方向为人工智能赋能无线网络技术。



谢鹏翔，中兴通讯股份有限公司标准预研工程师；主要研究方向为自智网络、智能内生网络等。



冯禹昂，中兴通讯股份有限公司无线标准工程师；主要研究方向为人工智能、XR等。