

智能内生 6G 网络:架构、用例和挑战*

孙耀华,王则予,袁 硕,彭木根

(北京邮电大学 网络与交换技术国家重点实验室,北京 100876)

摘要: 为满足不断增长的新型业务需求,促进通信技术与垂直行业深度融合,移动通信网络将逐渐向智能化演进,在 6G 时代有望形成内生智能。然而,目前研究大多侧重基于人工智能的传输和网络优化方法,较少探讨如何在架构设计层面高效支撑人工智能方法的实施。为此,介绍了目前工业界和学术界在智能内生网络架构方面的进展,并对智能内生网络的应用前景和挑战进行了展望。

关键词: 6G;无线网络架构;人工智能

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.211392

中文引用格式: 孙耀华,王则予,袁硕,等. 智能内生 6G 网络:架构、用例和挑战[J]. 电子技术应用, 2021, 47(3): 8-13, 17.

英文引用格式: Sun Yaohua, Wang Zeyu, Yuan Shuo, et al. The sixth-generation mobile communication network with endogenous intelligence: architectures, use cases and challenges[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(3): 8-13, 17.

The sixth-generation mobile communication network with endogenous intelligence: architectures, use cases and challenges

Sun Yaohua, Wang Zeyu, Yuan Shuo, Peng Mugen

(State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: In order to meet the growing demand of new services and facilitate the application of communication technology in vertical industries, mobile communication networks will gradually evolve with more intelligence, finally resulting in endogenous intelligence in the 6G era. However, most of the current research focuses on artificial intelligence(AI) based transmission and network optimization methods and rarely discusses how to support AI efficiently in the perspective of network architecture design. To fill this gap, this paper introduces the advances in wireless network architectures with endogenous intelligence proposed by both industry and academia and then discusses two use cases as well as related challenges.

Key words: 6G; wireless network architecture; artificial intelligence

0 引言

面对交互式无线虚拟/增强现实、人机协同作业、全景高清视频直播等新型应用以及沙漠、海洋等多样场景下的通信需求,第六代(The Sixth Generation, 6G)移动通信将呈现“空天地”融合通信^[1]、全频谱接入^[2]、异构超密集组网^[3]、云边协同^[4]等特征,但也将导致网络优化和管理难度急剧增大。此外,为了便于移动通信专网与生产制造、交通运输、能源电力等垂直行业深度融合,网络配置和运维方式亟需简化。在此背景下,业界提出引入人工智能(Artificial Intelligence, AI),利用其强大的预测、决策能力构建智能内生的 6G 网络^[5]。

文献[6]针对数据驱动的深度学习(Deep Learning,

DL)导致的计算密集以及训练时间长等问题,总结了模型驱动的 DL 方法在物理层通信中的应用和优势;文献[7]将 AI 视作实现网络资源优化的关键技术,介绍了 AI 技术在移动宽带、触觉网络以及无人机网络等多个场景下的应用;文献[8]回顾了深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)方法,深入调研了 DRL 在通信和组网中的应用,涉及无线缓存、网络接入等;文献[9]按照 MAC 层、网络层以及应用层对有关研究进行了梳理总结,提炼了 AI 应用于无线网络的动机和面临的挑战。

针对 AI 与无线通信结合的细分领域,本课题组也进行了一些初步探索。为克服基站端配置大规模天线导致信道估计开销过大的问题,文献[10]提出了基于循环

* 基金项目:国家自然科学基金(62001053);国家重点研发计划项目(2020YFB1806703);中央高校基本科研业务费专项资金项目(24820202020RC11)

神经网络的信道估计方法,利用神经网络强大的学习能力提取信道间的隐藏特征,仿真结果表明所提方法相比传统方法可实现更高的估计精度和鲁棒性。在基于 AI 的组网技术方面,文献[11]针对蜂窝车联网集中式资源调度时延高以及城区环境遮挡导致车车通信可靠性下降的问题,基于联邦学习和 DRL,设计了将车辆终端作为智能载体,根据局部信道、干扰和业务感知状态进行分布式决策的无线资源优化框架,仿真结果证实了所提方法对高动态环境具有良好适应性。在基于 AI 的智能网络运维方面,课题组在文献[12]中提出了基于深度迁移学习的网络故障诊断方法,可在少量标签数据下实现弱覆盖、强干扰问题的精准探测。

前述文献均侧重基于 AI 的网络性能增强方法,但如何从架构设计角度使能网内 AI 能力,从而更好地支持 AI 机制的实施仍有待进一步探索。为此,本文接下来将对目前标准化组织、公司和学术界所提智能内生网络架构进行梳理总结,基于此给出一般性的架构特征,接着将探讨智能内生 6G 架构的典型用例,最后给出相关挑战并总结全文。

1 国际标准组织相关进展

1.1 第三代合作伙伴计划(3GPP)

为提升 5G 网络的数据收集和分析能力,3GPP 在核心网侧引入了网络数据分析功能(Network Data Analytics Function, NWDAF)。在 5G 的第一版标准 R15 中,3GPP 考虑把 NWDAF 作为网络切片选择功能以及策略控制功能的基础。此外,在 TR 23.791 中,3GPP 提出 NWDAF 能够支持各种预测任务,包括网络功能的负载预测、网络业务负载预测和用户移动性信息预测等。2020 年 6 月,3GPP 通过“Study on Further Enhancement for Data Collection”立项,进一步将 AI 功能扩展到无线接入网(Radio Access Network, RAN),以提升网络能效、负载均衡和覆盖范围。

1.2 欧洲电信标准化协会(ETSI)

2017 年,ETSI 成立了业界首个网络智能化标准组——体验网络智能(ENI),致力于构建基于数据驱动决策和闭环控制的人工智能网络体系架构。通过自动收集状态数据和进行指标对比,可发现网络故障/性能瓶颈,实现高效自优化。2018 年,ETSI 提出了智能定义网络的概念。针对 RAN 域,引入移动智能网决策实体,每个实体具有数据收集、数据分析、数据建模、决策制定和决策验证功能。实体的部署可采用分层架构,其中上层部署一个中心实体,下层部署多个分布式实体。分布式实体位于 gNB,中央实体则负责实体间的协调。

1.3 国际电信联盟—电信标准化部门(ITU-T)

2017 年,ITU-T 成立了未来网络机器学习焦点小组,致力于机器学习在 5G 及未来网络中的应用。该小组于 2019 年提出了在 5G 及未来网络中实施机器学习

的统一架构。其中,完整的网络分析功能由一组机器学习管道节点构成,包括数据源、数据采集器、数据预处理器、AI 模型、模型输出分配器和接收器等。这些节点可视为逻辑实体,具体部署位置由功能编排器进行管理。此外,其还负责根据模型性能进行 AI 模型的选择和复选。为减少由于模型训练导致的潜在网络中断,前述架构还提出了沙盒域的概念,作为独立环境专门用于 AI 模型的训练、测试和评估。在 3GPP RAN 定义的 5G 架构下,一些管道节点可被合并部署在分布式单元(Distributed Unit, DU)和中心单元(Central Unit, CU)中,进而形成分布式单元数据分析功能(Distributed Unit Data Analytics Function, DUDA)和中心单元数据分析功能(Central Unit Data Analytics Function, CUDAF)。

2 设备商和运营商相关进展

2.1 开放式智能无线网络架构

在智能和开放原则下,由多家运营商参与的 O-RAN 联盟提出了开放式智能无线网络参考体系架构,该架构引入了 AI 使能的软件定义的 RAN 智能控制器(RAN Intelligent Controller, RIC),包括非实时 RIC 和部署在 CU 的近实时 RIC。如图 1 所示,通过 AI 接口,非实时 RIC 在 CU 和 DU 中进行数据采集并将训练生成的 AI 模型分发给近实时 RIC。近实时 RIC 负责基于 AI 模型进行负载均衡、无线资源块管理、干扰管理和移动性管理等方面。此外,通过开放的 E2 接口,近实时 RIC 不仅可以从 DU 处获取近实时的网络状态,还可以向 CU 协议栈下发配置命令(例如切换操作等)。

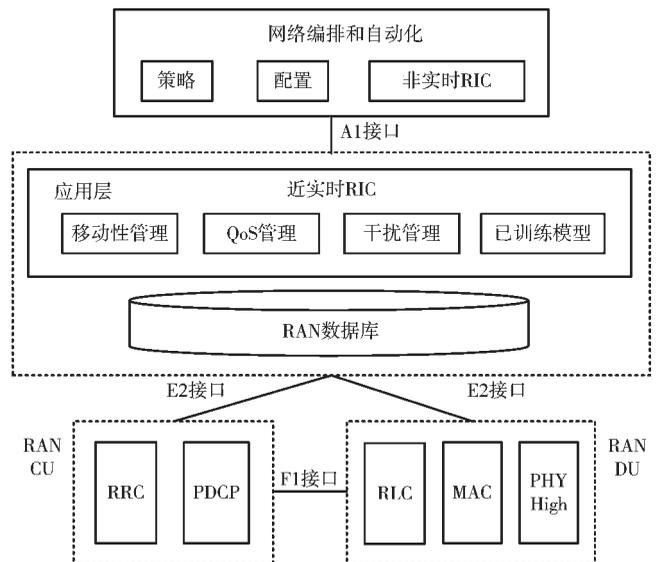


图 1 O-RAN 参考体系架构

2.2 自动驾驶网络架构

2020 年 5 月,华为公司发布了分层自动驾驶网络(Autonomous Driving Network, AND)解决方案,其架构如图 2 所示。ADN 主要包括简化的网络基础设施、网络管

理和控制单元、智能运维平台和网络 AI 单元。网络边缘通过引入大量的实时传感组件和 AI 推理单元,在数据源处实现较强的智能功能,如感测分析和决策执行。集成了网络管理器、控制器和分析器等模块的 ADN 网络管理和控制单元通过构建本地知识库和 AI 推理架构,自动将上层服务和应用意图转换成网络操作,进而实现单域自治和闭环管理。此外,网络管理和控制单元与云端的数据交互可以持续增强本地 AI 模型库和知识库,以不断优化和提升本地智能感知、决策能力。面向灵活的服务编排,智能运维平台可助力运营商根据网络特性快速迭代开发新的业务模型、运维流程和应用服务。网络 AI 单元为电信网络提供 AI 平台和云服务,持续训练 AI 模型和提取汇聚到云端的网络数据,通过统一管理实现 AI 模型和知识库的完全共享和复用,减少重复训练。

2.3 使能 RAN 侧无线大数据的架构

为克服 3GPP 在核心网中引入的 NWDAF 无法支撑 RAN 侧近实时/实时的基于 AI 的网络优化与控制的问题,同时减小采集数据的回传开销,Wireless World Research Forum(WWRF)提出了一种在 RAN 侧使能无线大数据的架构,如图 3 所示。

在该架构中,CUDA、DUDA 和 NWDAF 一起形成了分层的、分布式的智能网络架构。其中 CUDA 主要负责基于无线大数据进行 RRC、PDCP 等协议层的优化,涉及多连接、干扰管理、移动性管理等,而从更抽象的功能来看,其包括数据分析、AI 模型训练、在线模型预测、基于

预测结果的策略生成和配置。部署于 DU 中的 DUDA 主要负责针对 PHY/MAC/RLC 层进行实时 RAN 数据采集、预处理、参数优化和低复杂的模型训练。此外,DUDA 可将预处理后的数据特征发送至 CUDA 用于模型训练,而 CUDA 可将训练好的模型发送给 DUDA 进行部署。CUDA 也可以处于主-从模式,主 CUDA 可帮助从 CUDA 进行模型训练,并可实现网络层面的协同优化。除了 CUDA 和 DUDA 通信所需的 F1-D 接口外,架构的主要接口还有 N7 接口,用于 CUDA 和 NWDAF 间的数据集及数据分析结果的订阅、分发。

3 学术界相关进展

3.1 意图驱动的 RAN 架构

文献[13]提出了意图驱动的 6G RAN(Intent-Driven Radio Access Network, ID-RAN),其架构如图 4 所示^[13]。无线网络中的意图主要包括组网意图、业务意图和用户需求的性能意图 3 种类型,分别涉及运营商的运维管理、服务提供方的业务交付和用户个性化的性能需求。

ID-RAN 将接收到的无线意图依次通过意图转译、冲突解决、网络编排、配置激活和策略优化 5 个功能模块进行处理。ID-RAN 中意图驱动的无线网络控制器可分布式部署在集中云、基站控制器或宏基站,实现对无线意图的全流程处理,同时作为数据汇聚点接收接入网中的运维数据、无线传输数据和终端测量报告等,并根据网络编排方案下发网络配置指令和组网优化指令。ID-RAN 既可通过大数据挖掘方法完成各类意图的智能

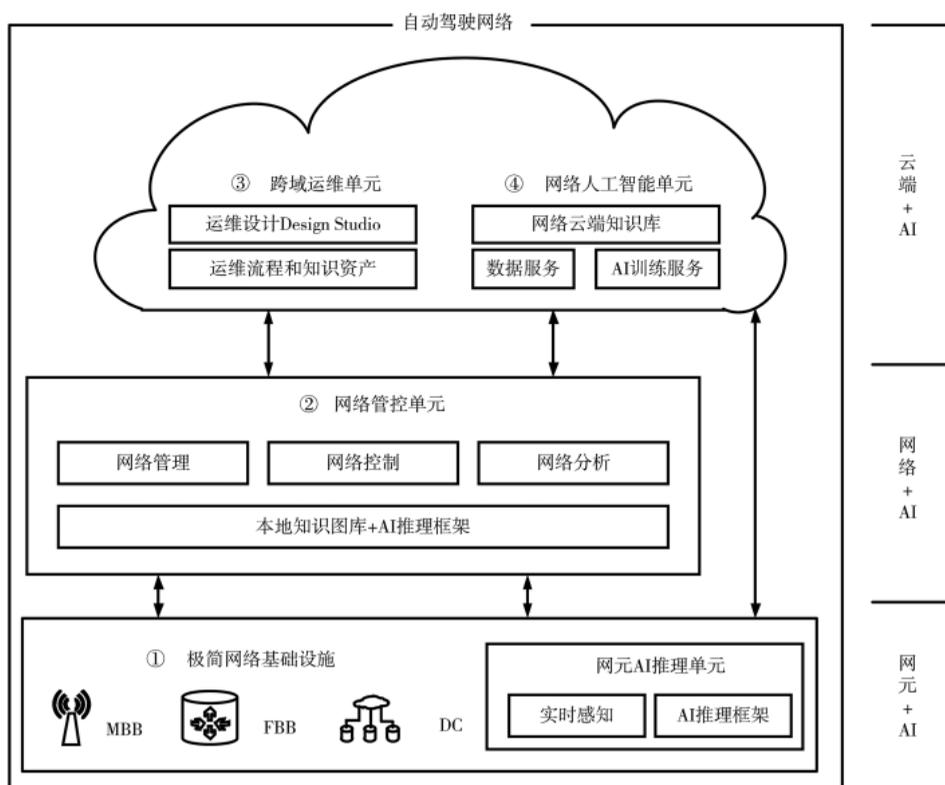


图 2 自动驾驶网络架构

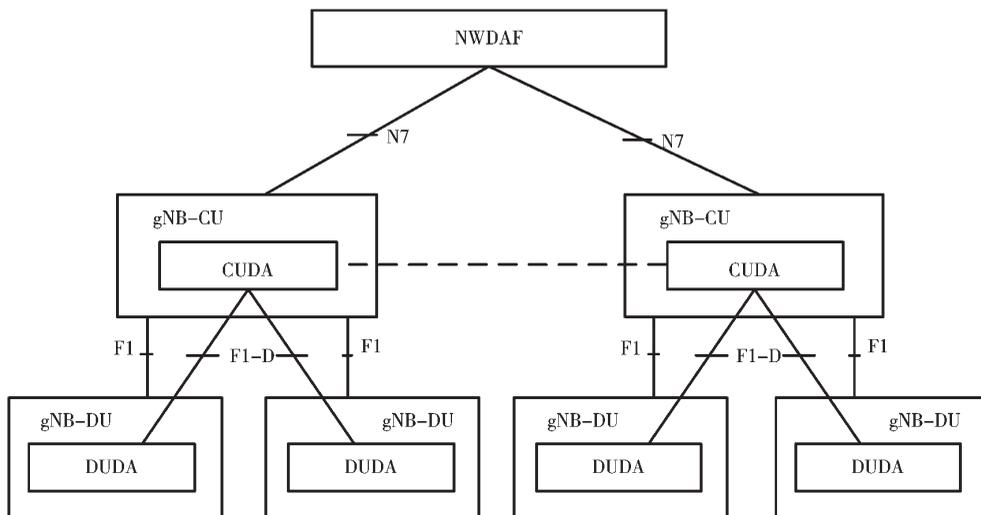


图3 使能 RAN 侧无线大数据的架构

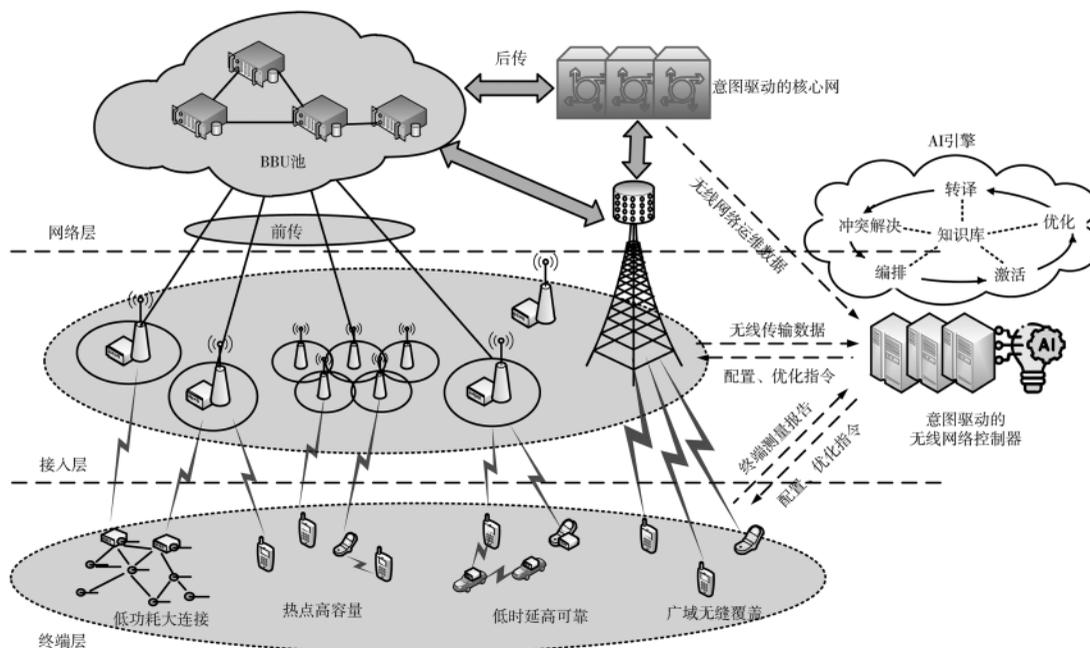


图4 意图驱动的无线接入网架构

探测,也支持使用自然语言直接下发无线意图,基于自然语言处理技术实现无线意图智能转译。此外,ID-RAN 使用深度强化学习方法根据网络环境多维数据和优化目标制定匹配意图需求的网络配置方案,并支持基于 AI 的无线接入网自配置、自优化和自愈。

3.2 使能终端直通的智能无线网络架构

文献[14]预计未来用户终端将向个人工作站演进,具有强大的计算和存储能力以及充足的电池容量,从而可在用户终端处进行 AI 模型训练,学习局部信道特征、业务特征和移动轨迹等,并和部署于核心网的集中式 AI 以及部署于移动边缘计算服务器的本地 AI 互相协作,实现网络的智能管理和优化。此外,文献中还指出了 AI 和终端直通结合的应用场景。例如,在智能网络切片

场景中, AI 可用于发现和管理大量的终端直通簇,实现实时、动态的网络切片;在基于非正交多址的终端直通认知组网场景中, AI 可用于无线认知、智能用户配对、信道估计和超高精度定位。

4 智能内生架构的一般特征

在前述介绍的各类智能内生网络架构基础上,本文梳理总结了相关架构设计的一般性需求和特点,分为新增网元实体、接口设计、训练和推理架构以及 AI 对现有协议流程的影响。

(1) 新增网元实体

由于现有移动通信网络架构中的网元主要用于实现通信协议栈的相关功能,因此需要增加新的网元实体用于提供网内 AI 能力,本文将该类网元称为 AI 单元。

按照功能类型划分,基本的 AI 单元可具象为数据采集单元、数据存储单元、数据处理单元、数据分发单元、模型训练单元、模型选择单元、模型执行单元、结果下发单元、性能监测单元以及管理编排单元,这些基础单元可根据底层基础设施算力以及时延、网络带宽等限制进行合设,进而形成功能更综合的 AI 单元。其中,流程管理编排单元用于对其他 AI 单元进行管理,包括生命周期管理、单元处理能力的扩容缩容、单元部署位置优化以及单元间信息流动路径配置等。

(2)接口设计

相关接口具体可分为两类,一类为 AI 单元间的交互接口,另一类为 AI 单元与网络中其他非 AI 单元的网元间的交互接口。对于第一类接口,由于仅涉及 AI 单元内部交互,因此对原有移动通信网络架构设计影响较小,而第二类接口的引入则较为复杂。具体而言:①需定义 AI 数据采集单元与用户终端、接入网侧 DU、CU 以及射频单元间的数据接口,用于收集用户终端能力信息、空口资源使用率、小区负载等数据;②需定义模型执行单元与前述实体的数据接口,方便前述实体对 AI 能力的按需调用;③需定义结果下发单元与前述实体的数据接口,用于反馈 AI 预测/决策结果;④需定义性能监测单元与前述实体的数据接口,用于实时监测模型效果,在模型性能下降时触发模型切换策略。

(3)训练和推理架构

此处主要针对模型训练和模型执行环节的 AI 单元组织架构进行探讨。在模型训练架构方面,对于规模庞大的 AI 模型,可采用基于单个模型训练单元的集中式架构,而当考虑到数据隐私性问题时,部署在多个节点(例如手机终端)的模型训练单元还可采用基于联邦学习的分布式架构,同时该种方式还可有效避免集中式架构带来的训练数据采集开销。在模型执行架构方面,既可以基于单个模型执行单元进行集中式推理,同时也可采用基于多单元协作的架构,例如分布在不同位置的模型执行单元首先根据局部信息利用 AI 模型输出预测信息,最后由一个模型执行单元将各单元信息作为模型输入得到最终预测结果。

(4)AI 对现有协议流程的影响

与接口设计部分类似,智能内生网络的协议流程可分为 AI 单元间的交互流程(该类流程可进行独立设计)以及 AI 单元与现有网元间的交互流程。对于后者,引入 AI 后的主要变化在于需增加现有网元对 AI 能力调用、AI 数据采集单元进行数据采集以及结果下发单元将预测/决策信息反馈给现有网元的步骤。图 5 展示了一种基于 AI 的用户在 gNB 间的切换流程。切换事件触发后,gNB A 首先通过 Xn 接口向各相邻 gNB B 发送业务负载信息获取请求,收到请求后,相邻 gNB 向本地 AI 模型执

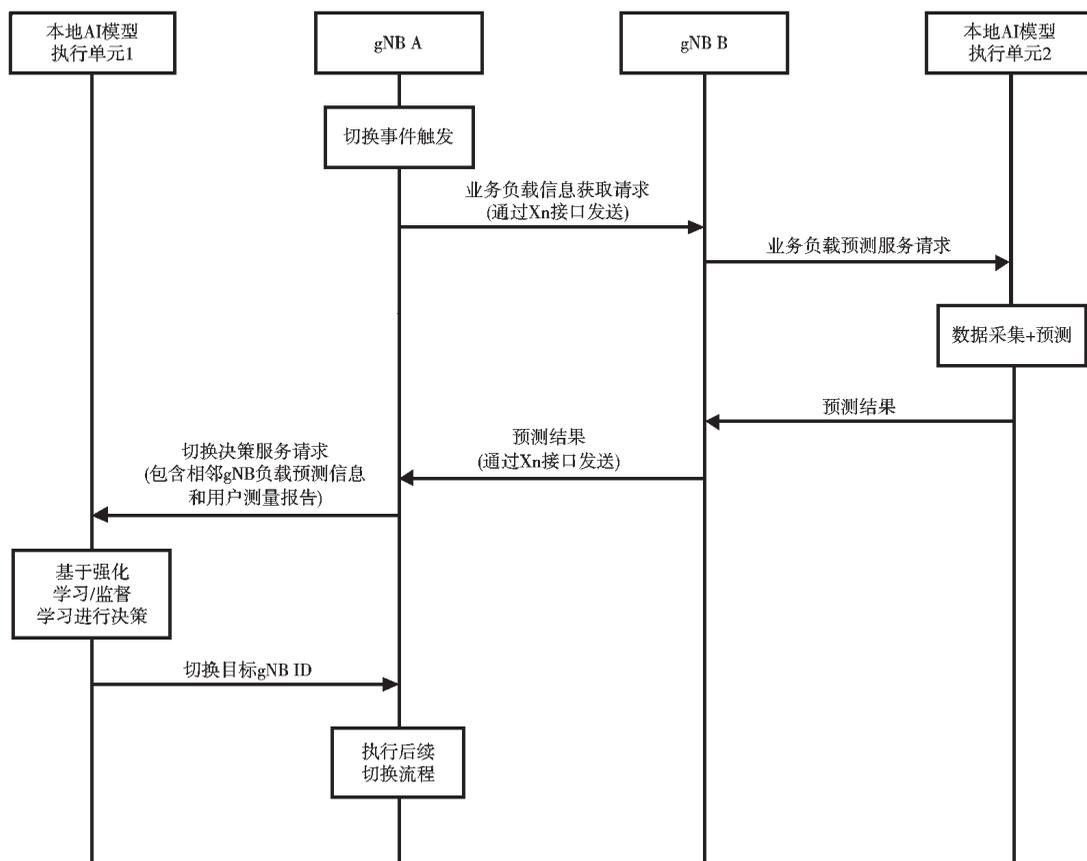


图 5 基于 AI 的用户在 gNB 间的切换流程

行单元 2 发送本地业务负载预测请求,接着模型执行单元将结果返回,相邻 gNB 通过 Xn 接口将信息告知 gNB A,之后 gNB A 向本地 AI 模型执行单元 1 发送用户切换决策请求,执行单元将 gNB 提供的周围基站业务负载信息以及用户测量上报信息作为决策模型输入,利用强化学习或监督学习输出目标 gNB ID,再将结果下发至 gNB A 的流动性管理模块。

5 典型用例

5.1 意图驱动的行业专网

智能内生 6G 网络可极大简化行业用户自有专网的配置和管理难度,具体表现在:(1)利用基于 AI 的自然语言处理技术,智能内生 6G 网络将支持行业用户进行涉及本行业特定术语的语义化的网络配置和运维操作,自动将用户意图转换为网络设备可识别的配置指令;(2)基于 AI 提供的智能决策能力,智能内生 6G 网络可根据意图转译得到的性能需求,结合网络多维信息(底层基础设施计算处理能力、无线带宽、链路时延等),自动输出切片编排方案,可充分满足行业用户的定制化要求^[15]。

5.2 “空天地”一体化智能组网

“空天地”一体化网络综合利用地面通信和卫星通信融合后形成的多种通信链路进行信息传输。为实现高效通信,网络软定义控制器可以利用 AI 模型进行通信对象的环境感知,包括自然地理环境、移动速度等,同时还可进行网络链路状态预测,涉及时延、丢包率、信噪比等性能指标。基于前述信息并结合业务的个性化通信性能需求,网络软定义控制器可进一步基于 AI 决策实现终端接入模式智能选择、数据转发路径规划和频谱资源动态管控等。

6 问题挑战

(1)拟真的 AI 训练环境构建

无线网络中应用的 AI 模型可主要分为仅使用标签数据进行监督训练的模型以及需要通过和外部环境不断交互进行决策知识学习的强化学习模型。为了避免后者训练初期的动作探索对网络正常运行状态的影响,需要创建专门的模型训练环境,该环境与真实网络环境的差异程度直接影响模型在实际中的效果。因此,如何构建一个尽量拟真的学习环境是需要解决的一大问题。

(2)高动态时变环境下的 AI 应用

移动通信网络具有显著的高动态和时变特征,例如用户业务本身的随机到达、同一区域的终端数量变化和信道在高移动性下的捷变,而在 6G 时代,还可能出现空中基站的使用导致网络服务范围和服务区域动态变化^[16]、集中式和分布式组网自适应切换等。网络高动态和时变将带来两大问题,一是由于网络环境的变化,例如用户数量变化、网络拓扑重构、用户业务请求分布变化,先前训练的 AI 模型存在不再适用的可能;二是对于要求极低决策时延的情形,复杂的 AI 模型难以跟上环境的快速变化,而简单的 AI 模型又难以保证足够的精

度,如何实现决策时延和性能间的权衡是一大挑战。

7 结论

为了促进智能内生 6G 网络架构研究,本文对工业界和学术界的观点进行了系统梳理,基于此探讨了智能内生网络架构的一般性特征。随后,对智能内生网络架构的典型用例进行了展望,包括意图驱动的行业专网以及“空天地”一体化智能组网,最后给出了当前 AI 与实际网络结合的两大大挑战。

参考文献

- [1] 彭木根,孙耀华,王文博.智能 6G 无线接入网:架构、技术和展望[J].北京邮电大学学报,2020,43(3):1-10.
- [2] 刘杨,彭木根.6G 内生安全:体系结构与关键技术[J].电信科学,2020,36(1):11-20.
- [3] 尹博南,艾元,彭木根.雾无线接入网:架构、原理和挑战[J].电信科学,2016,32(6):20-27.
- [4] SUN Y, PENG M, MAO S. Deep reinforcement learning-based mode selection and resource management for green fog radio access networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 6(2): 1960-1971.
- [5] 张彤,任奕璟,闫实,等.人工智能驱动的 6G 网络:智慧内生[J].电信科学,2020,36(9):14-22.
- [6] HE H, JIN S, WEN C K, et al. Model-driven deep learning for physical layer communications[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(5): 77-83.
- [7] ELSAYED M, EROL-KANTARCI M. AI-enabled future wireless networks: challenges, opportunities, and open issues[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(3): 70-77.
- [8] LUONG N C, HOANG D T, GONG S, et al. Applications of deep reinforcement learning in communications and networking: a survey[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2019, 21(4): 3133-3174.
- [9] SUN Y, PENG M, ZHOU Y, et al. Application of machine learning in wireless networks: key techniques and open issues[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2019, 21(4): 3072-3108.
- [10] MAO Z, YAN S. Deep learning based channel estimation in fog radio access networks[J]. China Communications, 2019, 16(11): 16-28.
- [11] ZHANG X, PENG M, YAN S, et al. Deep-reinforcement-learning-based mode selection and resource allocation for cellular V2X communications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 7(7): 6380-6391.
- [12] WU W, PENG M, CHEN W, et al. Unsupervised deep transfer learning for fault diagnosis in fog radio access networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(9): 8956-8966.
- [13] 周洋程,闫实,彭木根.意图驱动的 6G 无线接入网络[J].

(下转第 17 页)

- [2] 李晓丹.基于数据驱动的博物馆展陈智能中控系统建设的思考[J].信息与电脑(理论版),2018(12):122-124.
- [3] 谭德坤,付雪峰,赵嘉.基于异常数据驱动的 WSN 簇内数据融合方法[J].传感技术学报,2017(2):306-312.
- [4] 李轩衡,孙怡,王洁,等.数据驱动下基于感知频谱的物联网数据传输[J].物联网学报,2019(2):35-46.
- [5] 朱林,方胜良,吴付祥.基于动态数据驱动的电子战仿真系统[J].电子信息对抗技术,2013(2):52-57.
- [6] 焦克莹,李新.一种基于数据驱动的多树方式视频系统设计[J].中国电子科学研究院学报,2018(1):91-96.
- [7] 李明维.无线传感器网络跨层拥塞控制优化算法研究[D].沈阳:东北大学,2014.
- [8] 杨敏杰.基站功率的分布式多目标协同优化方法研究及应用[D].北京:北京邮电大学,2019.
- [9] 张学阳.改进的数据驱动时频分析方法及其应用[D].长沙:国防科学技术大学,2012.
- [10] 覃华.大数据驱动的车联网信息物理融合系统的分析与设计方法[D].广州:广东工业大学,2016.
- [11] 汤冰,樊忠洋,张校东.大数据驱动下如何实现 5G 网络与服务优化[J].信息记录材料,2020,21(8):202-203.
- [12] 刘永超,焦鹏.5G 通信网络中数据传输可靠性的优化策略[J].卫星电视与宽带多媒体,2020(12):87-88.
- [13] 耿元芳.基于 5G 网络的即时配送效率提升研究[J].江苏商论,2020(5):36-38.
- [14] 贾嵩,杨晓霞.5G+智慧泰山一体化管控平台及应用[J].数码设计(上),2020,9(7):62-63.
- [15] 许德.5G 通信技术及应用场景研究[J].信息通信,2020(3):261-262.
- [16] 杜金.5G 网络时代背景下混合教学模式的探索与实践[J].产业与科技论坛,2020,19(7):207-208.
- [17] 曹舒雅,姚英英,常晓林.5G 超密集网络的认证方案综述[J].网络空间安全,2020,11(4):35-43.
- [18] 霍振龙,张袁浩.5G 通信技术及其在煤矿的应用构想[J].工矿自动化,2020,46(3):1-5.
- [19] 周旭,李琢,覃毅芳.面向 5G/B5G 的智能云化网络架构[J].电信科学,2019,35(10):21-30.
- [20] 葛芳民,李强,林高兴,等.基于 5G 技术院前-院内急诊医疗服务平台建设的研 究[J].中华急诊医学杂志,2019,28(10):1223-1227.

(收稿日期:2020-10-27)

作者简介:

阚一夫(1999-),男,本科,主要研究方向:通信工程。

张拓(1974-),男,硕士,高级工程师,主要研究方向:科技情报及信息技术。

(上接第 4 页)

- [6] CARBONELL J G, MICHALSKI R S, MITCHELL T M. An overview of machine learning[M]. Machine Learning. Belrin: Springer, 1983.
- [7] HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H, et al. Neural network design[M]. Boston: Martin Hagan, 2014.
- [8] SCHAPIRE R E. The boosting approach to machine learning: an overview[M]. Nonlinear Estimation and Classification. Belrin: Springer, 2003.
- [9] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural and Evolutionary Computing, arXiv: 1404.7828, 2014.
- [10] IMT-2020(5G)推进组.5G 愿景与需求白皮书[Z].2014.
- [11] 赵亚军,郁光辉,徐汉青.6G 移动通信网络:愿景、挑战与关键技术[J].中国科学:信息科学,2019(8):963-987.

(上接第 13 页)

物联网学报,2020,4(1):72-79.

- [14] ZHANG S, LIU J, GUO H, et al. Envisioning device-to-device communications in 6G[J]. IEEE Network, 2020, 34(3):86-91.
- [15] 项弘禹,肖扬文,张贤,等.5G 边缘计算和网络切片技术[J].电信科学,2017,33(6):54-63.
- [16] 尹博南,彭木根,刘晨熙.无人机无线网络覆盖与切换

- [12] BASTUG E, BENNIS M, MEDARD M, et al. Toward inter-connected virtual reality: opportunities, challenges, and enablers[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(6):110-117.
- [13] Samsung. The next hyper connected experience for all[Z]. 2020.
- [14] 田开波,方敏,杨振,等.从 5G 向 6G 演进的三维连接[J].移动通信,2020,44(6):96-103.

(收稿日期:2021-02-05)

作者简介:

王瑜新(1980-),通信作者,男,博士研究生,副高,主要研究方向:5G/6G 通信标准,E-mail:scutwyx@126.com。

章秀银(1978-),男,博士,教授,主要研究方向:无线通信技术。

徐汗青(1983-),男,硕士,工程师,主要研究方向:无线通信技术。

性能分析[J].通信学报,2020,41(11):22-29.

(收稿日期:2021-02-08)

作者简介:

孙耀华(1992-),男,博士,助理研究员,主要研究方向:5G 试验平台、人工智能驱动的网络优化。

王则予(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向:智能内生网络架构。

彭木根(1978-),男,博士,教授,主要研究方向:6G 传输组网理论、云雾无线网络。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所