



研究与开发

人工智能驱动的 6G 网络：智慧内生

张彤, 任奕璟, 闫实, 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: 为了满足智能适配人-机-物深度互联需求, 第六代移动通信系统(6G)将基于全频谱、面向全场景、支撑全业务, 其核心组成是智慧内生, 也是驱动 5G 演进的趋势。探讨了人工智能驱动的 6G 智慧内生网络的特征与组成, 描述了智慧内生网络的关键技术和产业应用现状, 介绍了国内外相关进展和标准化工作, 也对未来的挑战进行了展望。

关键词: 6G; 人工智能; 智能检测; 智慧内生

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020266

Artificial intelligence driven 6G networks: endogenous intelligence

ZHANG Tong, REN Yijing, YAN Shi, 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 requirements of intelligently adapting to the needs of human-machine-thing deep interconnection, the sixth-generation mobile communication system (6G) will be based on full spectrum, face all scenarios and support all services. Endogenous intelligence is the core component of 6G and an inevitable trend driving 5G evolution. The characteristics and compositions of artificial intelligence driven 6G endogenous intelligent networks were discussed. The key technologies of endogenous intelligent network and current status of industrial applications were also described. Further, domestic and foreign related progress and standardization works were introduced, and also position future challenges were prospected.

Key words: 6G, artificial intelligence, intelligent detection, endogenous intelligence

1 引言

未来通信网络致力于实现空-天-地-海一体化立体覆盖和人-机-物智能适配无缝互联, 在信息交

互的广度和深度上寻求突破, 全面赋能人类更高层次的生产生活需求^[1]。目前, 无线通信行业已经开启了第六代移动通信系统(6G)的研究, 旨在实现智慧连接、深度连接、全息连接和泛在连接的愿景^[2]。为

收稿日期: 2020-08-07; 修回日期: 2020-09-08

基金项目: 国家科技重大专项基金资助项目 (No.2018ZX03001025)

Foundation Item: The National Science and Technology Major Project of China (No.2018ZX03001025)

此需要对无线网络在覆盖范围和容量、频谱效率和网络能效、流量密度和连接密度、时延和可靠性等方面进行全方位升级,也由此带来全新挑战。

- **数据海量难利用:** 随着网络规模进一步扩张,信道环境日益复杂,具有一定通信、存储和计算能力的智能终端和网元节点数目剧增,未来网络主要由数据驱动。传统基于统计分析的数据处理方法效率低下,不能有效分析和挖掘数据信息。
- **架构僵化不灵活:** 预计 6G 不再局限于传统移动通信系统的应用范畴,而是演变为可对接多个系统、承载多种业务的智能化网络。如何根据不同业务需求进行网络资源管理与编排,提升网络可重构性以实现灵活、按需、高质量的业务支撑,依然是一个国际性难题。
- **网络复杂运维难:** 为了充分赋能 6G 网络,进行敏捷组网部署和智能化、自动化运维,需要针对差异化网络模型设计具有普适性的解决方案。由此对组网管理优化和故障处理速度提出了更高的要求。

得益于人工智能、大数据等技术的发展成熟,通过深度分析网络数据训练人工智能模型,能够促进网络的智能化升级,突破上述无线网络发展瓶颈。有鉴于此,本文面向未来 6G 基于全频谱、面向全场景、支撑全业务愿景,尝试提出了人工智能驱动的 6G 智慧内生网络体系,详细描述了 6G 智慧内生网络特征与组成,对检测和估计、网络优化、组网和运维等智慧内生网络的关键技术和产业应用现状进行了介绍,并讨论了相关国内外标准化进展以及智能化演进过程中的挑战和未解决问题,为后续研究提供了参考方向。

2 人工智能驱动的 6G 智慧内生网络

6G 网络逐渐向多元化、宽带化、综合化发展。建设新一代人工智能驱动的 6G 智慧内生网络,需

要认识 6G 网络的性能需求和面临的挑战,思考满足新一代无线通信系统的网络架构。

2.1 6G 网络性能需求和挑战

目前的 5G 研究聚焦于增强通信系统的各方面性能。毫米波、太赫兹等高频通信技术的引入拓宽了频谱范围,非正交多址接入(NOMA)等接入技术能有效提高频谱利用率,从而实现超高速率通信。大规模多输入多输出(MIMO)和波束成形减轻了用户干扰,使系统能够同时同频服务更多用户。多异构接入节点共存提高了超密集网络的吞吐量和覆盖率。在网络边缘部署计算和缓存资源,能显著降低链路负担、传输能耗和时延^[3]。6G 的愿景和要求是解决 5G 目前的局限性,进一步增强系统性能,以满足未来通信愿景,在 2030 年以后建成无处不在的智能移动社会。6G 与 5G 网络主要性能指标对比如图 1 所示,比较了 6G 和 5G 网络中的主要性能指标。对比 5G 网络,可以看出 6G 的数据速率、密度和能效将提高 10 倍以上,移动性和频谱效率将提高大约 3 倍,时延降低至 1 ms 以下,在覆盖率、可靠性、定位精度、接收机灵敏度等方面都提出了具体要求^[4]。

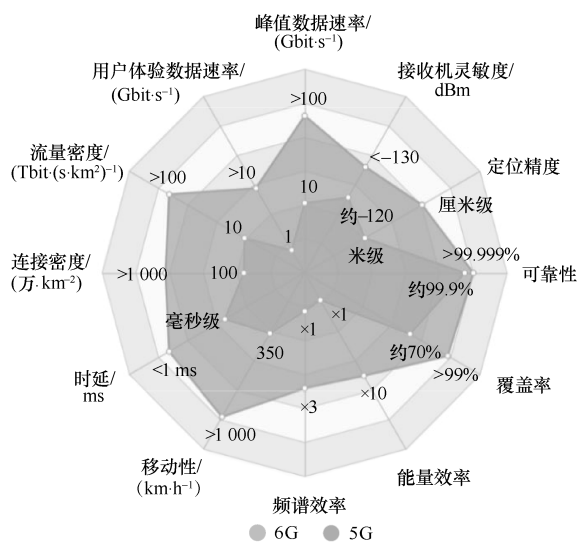


图1 6G与5G网络主要性能指标对比

5G 向 6G 的演进面临以下挑战: 第一, 6G 网络覆盖全场景, 需要满足海、陆、空等各种服务



环境；第二，6G 基于全频谱，探索新型低频和高频通信技术以提高数据传输速率尤为必要；第三，6G 通信面向全业务，结合人工智能技术实现个性化智能网络是必然选择；第四，需要设计更为完善的信任和安全机制实现网络安全保障；第五，确定更加开放的网络架构，融合计算、导航、传感与通信能力，实现万物深度连接与交互；第六，通过万物互联生成海量数据，引入云计算、边缘计算、区块链等新技术，实现群智能。

2.2 人工智能驱动的 6G 智慧内生网络

人工智能技术的再次崛起和发展，为应对 6G 网络面临的复杂挑战提供了有效助力，在网络中引入人工智能将是必然的选择。一方面，6G 网络具有海量数据，且云计算中心、边缘设备和用户终端的计算能力进一步增强，为训练人工智能算法提供了数据和算力支撑；另一方面，借助人工智能在语音处理、图像识别、高效决策等方面日臻成熟的技术，可以扩展网络业务种类，提升网络表现性能，支持网络智能化管理，加速实现 6G 愿景。

人工智能驱动的 6G 智慧内生网络应具有易于扩展和操作、智能感知网络意图、自动进行网

络配置、自主分析和决策、主动优化网络故障的能力，从网络终端设备、网元节点与网络架构、网络承载业务等多个层次赋予网络“智慧”。6G 智慧内生网络基本架构如图 2 所示，兼容了现有移动通信系统和新一代无线网络的演进，同时便于人工智能算法的引入，通过分布式部署赋予网络各层智能化能力。具体地，核心网层主要承载集中式人工智能算法；中心层实现通信、计算和缓存（communication, computation, cache, 3C）资源的云化和动态分配；边缘层承载下沉至网络边缘的业务，降低网络传输时延和开销；用户层可以通过合理的调度和激励措施为网络提供空闲的 3C 资源，协助网络实现智能化。其中，用户层、边缘层和中心层的各网元和节点协同采集网络大数据，各层引入的人工智能模块通过感知、预测、挖掘、推理对多维信息进行认知和分析，然后进行集中式或者分布式的卸载、休眠、调度等决策。

3 智慧内生的关键技术和产业应用

以人工智能技术驱动无线网络，能在物理层、数据链路层、网络层、传输层等功能层取得比传统技术更好的效果，促进网络智能化发展。截止

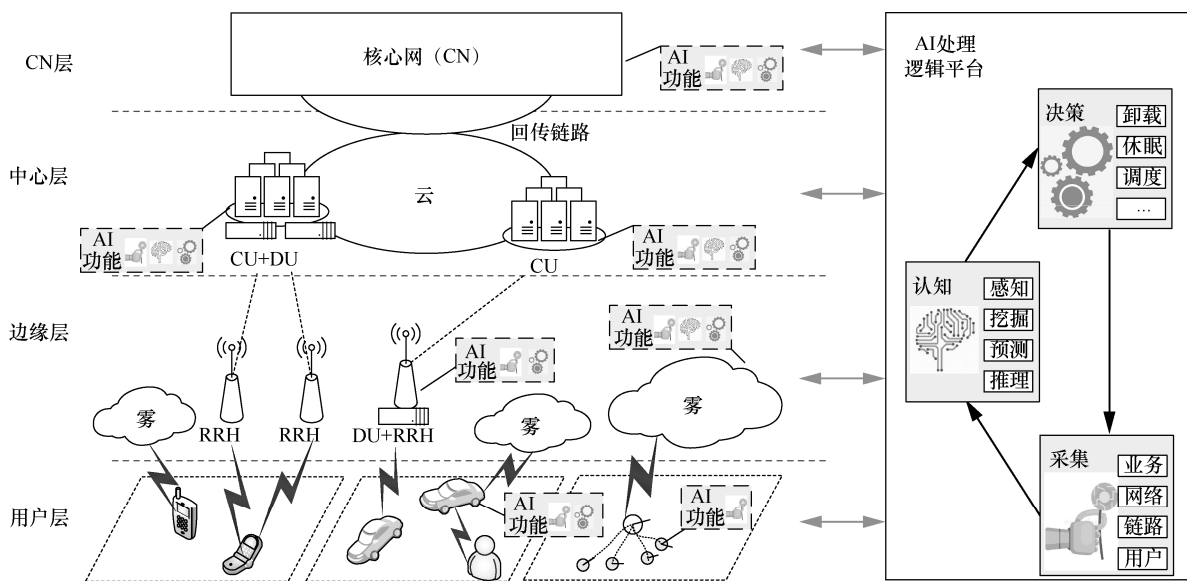


图 2 人工智能驱动的 6G 智慧内生网络基本架构

到2020年7月,仅在IEEE Xplore上搜索关键词“Artificial Intelligence”+“Wireless Communication”,可以检索到论文6 559篇。其中最核心的技术涉及以下几个方面。

3.1 智能检测和估计技术

5G和6G通信网络中大规模MIMO、毫米波通信等物理层关键技术的引入产生了新型无线空口,其在时域、空域、频域等多维度不断拓展,产生了海量、多样、实时的无线信道大数据,对信道建模、信号检测和估计提出了更高要求。由于信号的随机性和信道的复杂性,如何能以较低的复杂度得到更精确的信道衰落预测和模拟方法,是一个亟待解决的问题。

3.1.1 无线信道建模

无线信道建模是设计通信系统的基础。毫米波、太赫兹通信与低频信道不同,在信道建模时需要额外考虑一些特殊影响因素,如氧气和水蒸气分子的吸收损耗引起的高频选择性路径损耗、互耦合效应和近场效应等。传统的信道建模方法需要根据大量实测数据统计信道特征,利用电磁波传播理论分析无线传播模型,具有场景局限性,复杂度较高。将大尺度衰落和小尺度衰落抽象为机器学习算法易于处理的分类和回归问题,可有效减少传统方法处理复杂无线信道数据的步骤。

对大尺度衰落进行建模时,以对数正态阴影模型为例,等价于寻找收发端距离与路损之间的非线性对应关系,可以利用神经网络进行拟合。神经网络的输入为收发端距离和当前的载波频率,输出为测量路损,损失函数为均方误差函数。小尺度衰落的模型参数较多,可以利用机器学习模型挖掘信道参数关系。小尺度衰落的模型参数包括振幅、时延、多普勒频移、莱斯因子等,由给定信道数据估计参数,从而得到信道冲激响应。利用大数据和机器学习模型分析信道变化特征,挖掘参数的分布和相互关系,也可以对信道进行建模。利用主成分分析提取每个子信道的频域信道冲激

响应矩阵的分量和投影分布特征,结合天线配置信息,可以分别重构信道冲激响应的幅度和相位。

3.1.2 无线信号检测和估计

传统的信号检测和估计方法中,接收端利用统计信息对接收信号进行估计,包括信号参量估计和波形估计等。通过统计用户移动数据流量,分析活跃用户连接呈现稀疏性的特点,因此可采用新颖的压缩感知法进行信号采样。但是基于压缩感知的无线信号检测方法通常需要迭代进行,收敛速度慢,很难满足其测量矩阵的有限等距约束,在实时和海量场景中应用受限。将压缩感知算法展开成神经网络形式,迭代算法的每一层对应深度神经网络的每一层,可以避免原先的迭代算法中需要人为确定参数的复杂操作,通过反向传播训练参数,实现稀疏信号的恢复,提高收敛速度和准确性^[5]。

无线通信场景的多样性导致信道模型的复杂性,如节点高速移动造成的时频双选择性衰落信道和大规模天线阵列的MIMO系统,用传统方法进行信道估计的开销巨大^[6]。不同于传统的最小二乘法和线性最小均方误差法等信道估计方法,基于人工智能的算法可以在缺少信道先验信息的情况下,仅凭借少量参考信号甚至无须参考信号就实现信道估计。考虑信道估计的目的之一是在接收端正确解调信号,无须知道中间信息。因此可以将信道估计和信号检测两个模块看作黑盒,并用前馈神经网络替换^[7]。基于人工智能的信道估计示意图如图3所示,利用神经网络自主分析采集到的数据特征,构成一个完全由数据驱动的信道估计系统。

3.2 智能优化技术

传统的网络优化技术通常利用复杂的数学建模求解有限资源的最优配置,算法复杂度较高,只能应用于特定场景和静态网络。结合人工智能技术赋予网络的智能化能力,对无线信道、用户、网络的动态状况进行全面感知,根据不断变化的

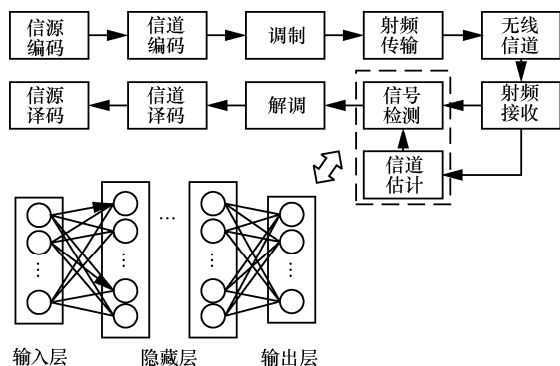


图3 基于人工智能的信道估计示意图

网络特征和用户业务需求配置网络资源,可以建立差异化的网络模型,优化网络性能^[8]。

3.2.1 网络资源管理

在3G和4G网络时代,重点研究无线资源管理,包括对频率、时间、码字等空口资源的规划,如信道分配、接入控制、负载控制等。随着5G兴起和6G到来,物联网、边缘计算、边缘缓存等场景的引入对网络资源管理提出了新的挑战,要同时兼顾通信、计算和缓存资源分配,实现多目标和多维度资源的动态联合优化。

在频谱资源管理方面,随着新技术和新业务的应用,用户数据流量和相应带宽要求呈爆炸式增长,频谱短缺问题已引起无线通信界的高度关注,有效的频谱管理是提高频谱利用率的重要途径。基于分布式的强化学习算法赋予每个用户智能决策能力,无须全局信道状态信息即可自动优化子信道选择,减轻集中式算法对前传链路和基带处理单元(BBU)池的负担,对频谱资源进行高效分配^[9]。

在边缘场景中的计算资源管理方面,移动边缘计算使计算资源更接近无线终端设备^[10]。通过将用户计算任务卸载到网络边缘节点执行,可以降低将任务上传到集中云的时延,有助于网络向移动终端设备提供需要密集计算或大数据量计算的低时延服务。在边缘设备上引入人工智能,有助于网络从边缘计算到边缘智能转化,显著提高计算卸载性能^[11]。可以根据时变信道质量、任务队列和移动设备能量等状态信息最大化长期效用

函数,将最佳计算卸载求解建模为马尔可夫决策过程,利用人工智能算法做出卸载决策。

在数据业务推送中的缓存管理方面,将上层数据库中用户频繁请求的文件缓存在接入点(F-AP)中,可以实现便捷的内容访问和检索,减少传输时延和前传负担。由于用户请求缓存文件的不确定性,如何部署缓存内容以提高基站缓存空间利用率是一个需要解决的问题。对此,可以利用深度强化学习,根据用户请求缓存内容的成功传输情况,实时优化每个基站中缓存内容的分布^[12]。或者使用支持向量机等手段提取文件特征向量,并输入深度神经网络进行文件流行度预测,再由基站缓存最流行的文件^[13]。

在多维资源联合优化方面,时间尺度优化方法可解决整个系统待分配的资源时间尺度不一致问题。基于多智能体强化学习制定资源管理策略,可以有效应对优化问题无闭式解、离散变量和高维度的挑战。如无线资源和缓存资源联合管理时,云上的资源管理器通过内容流行度和信道状态信息的统计信息分配大时间尺度的高速缓存资源,最大化长期系统吞吐量和缓存部署成本;F-AP通过当前的缓存内容位置、用户内容请求和瞬时信道状态信息(CSI),管理小时间尺度的无线资源(包括时域资源和F-AP资源),优化短期系统吞吐量^[14]。

3.2.2 覆盖和容量优化

覆盖和容量优化是无线接入网络中的一个重要任务,目标是在保证区域覆盖的前提下提升网络容量,减轻用户间和小区间干扰。6G对用户服务质量和用户终端体验的要求比以往更高,也使得优化网络参数实现覆盖和容量之间的最佳折中成为一个经典且关键的问题。由于无线网络环境的复杂性,此类参数具有高维度特征,很难建立确切的公式平衡上述两个性能指标。传统依靠半手动的优化技术复杂且开销大,即使是很有经验的网络性能专家也不能给出最优的参数配置。因此,需要结合人工智能进行网络参数自优化,实

现覆盖和容量的在线自动调整。

通过适当地管理和分配诸如发射功率、天线方位角和倾斜度等参数,能提高网络覆盖范围和系统吞吐量。人工智能驱动的发射功率控制系统如图 4 所示,整体架构基于卷积神经网络,其输入为归一化信道矩阵 $\hat{H}$, 输出为归一化发射功率 P_N 。卷积层对输入数据进行二维空间卷积和非线性整流,全连接层(FC 部分)对高度抽象化的特征进行整合和归一化用来确定发射功率,最后由 S 形部分输出天线参数。通过卷积神经网络(CNN)离线估计 Q 函数,并在线进行深度 Q 学习,确定合适的发射功率以最大化频谱效率或能量效率,进行覆盖和容量优化。

3.3 智能组网和运维技术

6G 网络设备异构且业务多样,同时新兴的车联网、无人机、高速铁路等场景中网络节点动态变化,对传统的基于静态网络的组网和运维都提出了很大的挑战,需要寻求更高效的解决方案,降低组网和运维成本^[15]。

3.3.1 接入和切换

在用户接入方面,一般期望通过合适的接入方法实现最大化频谱效率和能量效率、提升运营商收益、实现基站负载均衡等目标,这种以结果为导向的决策过程与强化学习十分适配。强化学习通过模型与环境动态交互调整输出策略,适用于解决无须说明具体完成过程的复杂任务。在用

户接入问题求解时,可以将其转化为马尔可夫决策过程,使用状态、动作、转移概率和奖惩函数描述问题。例如当优化目标为最大化运营商收益时,奖惩函数可以定义为所有用户平均服务费率偏差值,从最大长期累积奖励中获得最佳接入决策^[16]。

在基站切换方面,解决用户数量和流量需求爆炸性增长的有效方法是部署多个基站,但是大量基站同时运行会增大网络开销。可以通过基站切换策略关闭不必要的基站,降低系统能耗。传统的切换策略一般按照固定规律切换,未考虑基站负载随时间变化,或者高度依赖当地环境的先验知识,而这些经验较难收集。在这种情况下,首先基于基站位置和业务负载等相似性,使用 K-均值等聚类方法将基站划分为不同的集群。然后针对每个集群建立不同的深度强化学习模型,制定精准的切换策略,控制基站关闭时间,实现基站轮流工作。最后将已关闭基站的业务进行合理分流,在保障业务正常进行的同时进行节能高效组网^[17]。

3.3.2 网络故障诊断

网络故障诊断是网络管理的重要组成部分。传统的网络运维依靠人工经验识别、诊断和解决故障,资源消耗较大,在技术和经济上都不再可行。尤其随着 6G 时代的到来,各种异构用户设备和网络内部产生了大量需要实时分析的数据,使

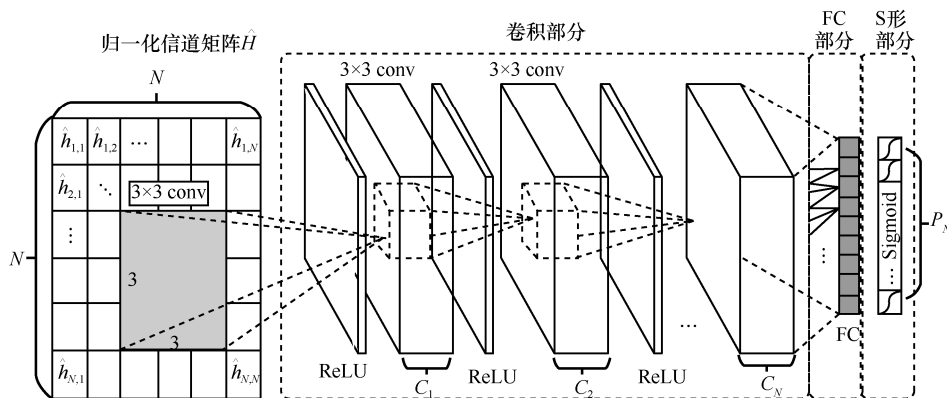


图 4 用于深度功率控制的 CNN 模型



运营商的运维服务面临严峻挑战。人工智能技术的介入使网络智能运维取得了很大发展,利用人工智能技术和大数据平台,可以实现告警提示—故障检测—根因分析—网络自优化的流程,在没有人工干预的情况下主动快速恢复网络,降低运维成本,提高网络可靠性。

通过分析从网络流量中捕获的测量值,使用多种人工智能方法学习模型,可以了解正常情况和不同链路故障情况下的网络行为,进行链路故障分析和识别^[18]。深度神经网络相当于具有反馈路径的递归网络,自学能力、计算存储能力和高速优化求解能力较强,可以用来解决数据量大且参数之间互相耦合的复杂通信网络中的问题,尤其是故障检测、故障定位等。F-RAN 中的故障诊断系统模型如图 5 所示,针对故障检测中历史数据稀缺和数据分布不均匀的挑战,可以先利用无监督学习对正常数据和异常数据进行分类,再利用深度迁移学习进行集中式和分布式的故障诊断,完成数据采集处理、故障诊断、集中决策/分布式决策的闭环流程^[19]。

4 国内外相关进展和标准化工作

有关人工智能和智能化无线通信网络的研究和标准化工作已经成为业界的研究热点,包括但不限于国家颁布相应政策,业内进行网络智能化能力分级,标准化组织制定网络演进的发展目标和应用接口、服务及数据格式的标准等。

4.1 国内外人工智能政策

我国从 2015 年提出人工智能重要战略,2016—2020 年颁布多项规划措施,提供了产业研究、转型升级、落地运营、大数据平台搭建等方面的解决方案,推动企业智能化改造。2019 年 3 月的政府工作报告将人工智能升级为“智能+”,依托工业互联网平台推动传统产业转型升级,目前已经取得部分产学研研究成果。上海交通大学采用基于人工智能的智能代理,通过知识库的建

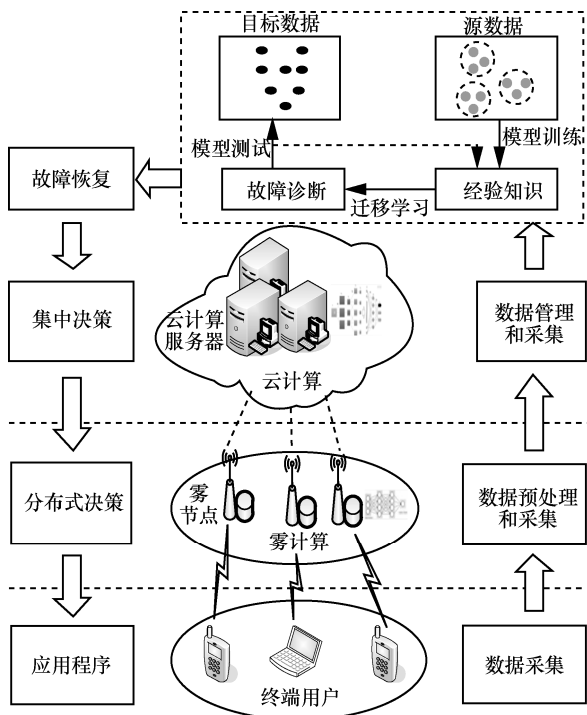


图 5 F-RAN 中的故障诊断系统模型

立和推导解决了自动驾驶的路径规划问题。百度、阿里巴巴、寒武纪公司等互联网公司聚焦于端云一体融合的智能新生态,已经打造出各类智能云服务器、智能终端以及智能机器人的核心处理器芯片。在国际上,美国:2019 年 2 月签署协议呼吁美国主导制定国际人工智能标准,2020 年 1 月发布自动驾驶 4.0 计划,加快自动驾驶产业落地;英伟达公司的 Tesla P100 系统搭载多种深度学习算法,可实现高性能计算和超大规模工作负载,大幅提升吞吐量;谷歌 DeepMind 公司的算法在医疗、游戏、电子商务等领域具有广泛应用;微软利用深度卷积神经网络改变了原有的语音识别技术框架,实现全自动 AI 同声传译系统。英国:2018—2020 年发布产业战略,成立人工智能办公室,打造艾伦·图灵研究所,协同牛津大学、剑桥大学等高校促进技术向产业化转化。日本:2018 年 7 月发布第 2 期战略性创新推进计划,推进基于大数据和人工智能的网络空间技术、自动驾驶系统和智能物流服务的发展。欧盟:2020 年开始实施“地平线 2020”项目,创建人工智能生态系统支撑平台,

促进理论、算法、数据等资源有效汇聚。

4.2 标准化组织工作进展

2018年3月,第三代合作伙伴计划(3GPP)引入5G新空口(NR)的R15标准,支持5G非独立(NSA)组网和独立(SA)组网模式,于2019年6月冻结R15标准。2018年9月,3GPP制定5G NR的R16标准,关注面向智能交通的车辆对外界一切信息(V2X)、定位增强、MIMO增强、功耗改进等,于2020年7月3日冻结R16标准。3GPP计划于2021年年底发布R17版本,聚焦小数据传输优化、52.6 GHz以上频率研究、非陆地网络NR等议题,以适应多种应用场景SA模式。

2017年11月,国际电信联盟-电信标准化部门(ITU-T)成立面向未来网络的机器学习工作组,研究网络服务和需求、机器学习技术、基于机器学习的感知网络架构。2019年10月,ITU-T召开网络2030研讨会,对6G三大应用场景达成共识,对人工智能在网络性能表现中的应用等11个分组制定标准建议书。2020年2月,国际电信联盟-无线电通信部门(ITU-R)启动面向2030年6G网络的研究工作。ITU计划于2021年上半年完成《未来技术展望建议书》,包含未来通信系统的总体目标、应用场景、系统能力等。

2017年2月,欧洲电信标准化协会(ETSI)成立体验式网络智能工作组,借助人工智能自适应调整网络服务,实现策略控制、业务部署等智能化操作。2018年1月,成立零接触网络和服务管理工作组,目标是实现自动执行网络交付、部署、配置、维护和优化过程。2019年,发布《自动化下一代网络中的网络和服务操作的必要性和益处》白皮书,概括5G网络自动化服务管理和运营目标。2020年6月29日,发布《人工智能与未来发展方向》白皮书,对人工智能在网络优化、隐私/安全性、数据管理等领域的应用进行调研。

2018年7月,中国通信标准化协会(CCSA)技术工作委员会对多个标准项目和研究课题进行审

议,在5G、工业互联网、车联网、人工智能、区块链等重点领域开展了标准研制工作。2019年12月,先后完成“人工智能在电信网络演进中的应用研究”“人工智能和大数据在无线通信网络中的应用研究”“智能化5G核心网络切片技术研究”“人工智能在传送网领域的应用研究”4个课题。2020年3月,发布《5G网络下的云化虚拟现实平台技术白皮书》《信息通信能源智慧应用及标准化白皮书》。

为了给行业提供衡量无线网络智能化水平的评估标准,引导相关企业明确网络智能化发展阶段及目标,中国移动于2019年提出无线网络智能化分级标准^[20]。基于网络实现过程和场景能力,从执行、感知、分析、决策、需求映射5个分级评估维度将网络分为L0~L5共6个等级。在L0级别中,完全依赖人工操作实现网络的具体需求映射、数据采集分析、判断决策执行;从L1级别到L4级别网络智能化能力逐步提高,能够实现一部分场景和维度的智能化;在L5级别中,实现了完整流程的智能化闭环。从场景来看,低级智能化网络只能在部分场景中自动分析静态策略,高级智能化网络可以在全部场景中自动分析动态策略。从实现难度来看,低级智能化网络较容易实现智能化的执行、感知、分析这3个维度,决策和需求映射维度则主要在高级智能化网络中实现。

5 结束语

经过几十年的发展和积累,无线通信产业和人工智能方法在不断地进行技术创新、思想变革和算法演进,如何实现智慧内生的6G网络是一个新的机遇和挑战。同时,网络智能化演进过程中也需要解决一些关键问题,例如:如何开放网络能力,如何获取和利用网络数据来训练人工智能,如何部署各类智能化网络节点,如何在有效提升网络能力的同时降低网络部署和运维成本,如何保证人工智能算法在通信应用中的稳健性和实时性等。希望通过后续的研究,能逐渐回答和解决上述问题,



完成人工智能驱动的 6G 网络性能评估及验证。

参考文献:

- [1] 彭木根, 孙耀华, 王文博. 智简 6G 无线接入网: 架构、技术和展望[Z]. 2020.
PENG M G, SUN Y H, WANG W B. Intelligent-concise radio access networks in 6G: architecture, techniques and insight[Z]. 2020.
- [2] 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, 49(8): 963-987.
ZHAO Y J, YU G H, XU H Q. 6G mobile communication networks: vision, challenges, and key technologies[J]. Scientia Sinica Informationis, 2019, 49(8): 963-987.
- [3] 李子姝, 谢人超, 孙礼, 等. 移动边缘计算综述[J]. 电信科学, 2018, 34(1): 87-101.
LI Z S, XIE R C, SUN L, et al. A survey of mobile edge computing[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(1): 87-101.
- [4] CHEN S, LIANG Y, SUN S, et al. Vision, requirements, and technology trend of 6G: how to tackle the challenges of system coverage, capacity, user data-rate and movement speed[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(2): 218-228.
- [5] BORGERDING M, SCHNITER P, RANGAN S. AMP-inspired deep networks for sparse linear inverse problems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(16): 4293-4308.
- [6] BAI Q, WANG J, ZHANG Y, et al. Deep learning-based channel estimation algorithm over time selective fading channels[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(1): 125-134.
- [7] YE H, LI G Y, JUANG B. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1): 114-117.
- [8] SUN Y, PENG M G, 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.
- [9] SUN Y, PENG M G, POOR H V. A distributed approach to improving spectral efficiency in uplink device-to-device-enabled cloud radio access networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(12): 6511-6526.
- [10] 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.
XIANG H Y, XIAO Y W, ZHANG X, et al. Edge computing and network slicing technology in 5G[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(6): 54-63.
- [11] CHEN X, ZHANG H, WU C, et al. Optimized computation offloading performance in virtual edge computing systems via deep reinforcement learning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4005-4018.
- [12] ZHOU Y, PENG M G, YAN S, et al. Deep reinforcement learning based coded caching scheme in fog radio access networks[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2018: 309-313.
- [13] DOAN K N, VAN NGUYEN T, QUEK T Q S, et al. Content-aware proactive caching for backhaul offloading in cellular network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(5): 3128-3140.
- [14] SUN Y, PENG M G. Joint cache and radio resource management in fog radio access networks: a hierarchical two-timescale optimization perspective[C]//Proceedings of 2019 IEEE 30th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [15] 程日涛, 张海涛, 王乐. 5G 无线网部署策略[J]. 电信科学, 2018, 34(Z1): 1-8.
CHENG R T, ZHANG H T, WANG L. Deployment strategy of 5G wireless network[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(Z1): 1-8.
- [16] YAN S, JIAO M, ZHOU Y, et al. Machine learning approach for user association and content placement in fog radio access networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020(99): 1.
- [17] SAMARAKOON S, BENNIS M, SAAD W, et al. Dynamic clustering and on/off strategies for wireless small cell networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(3): 2164-2178.
- [18] SRINIVASAN S M, TRUONG-HUU T, GURUSAMY M. Machine learning-based link fault identification and localization in complex networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 6556-6566.
- [19] 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, PP(99): 1.
- [20] 曹汐, 余立, 马键, 等. 移动通信网络智能化分级评估方法研究[C]//5G 网络创新研讨会(2019)论文集, 2019: 332-338.
CAO X, YU L, MA J, et al. Research on intelligent classification evaluation method of mobile communication network[C]//Proceedings of 5G Network Innovation Seminar (2019), 2019: 332-338.

[作者简介]



张彤(1996-), 女, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室硕士生, 主要研究方向为 6G 无线组网技术等。

任奕臻(1996-), 女, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室硕士生, 主要研究方向为无线网络理论等。

闫实(1988-), 男, 博士, 北京邮电大学信息与通信工程学院讲师, 主要研究方向为 6G 无线组网、雾无线网络和智慧物联网等。

彭木根(1978-), 男, 博士, 北京邮电大学信息与通信工程学院院长、教授, 主要研究方向为 6G 无线组网、雾无线网络和智慧物联网等。