



通信人工智能的下一个十年

欧阳晔¹, 王立磊¹, 杨爱东¹, 马利克·萨哈², 大卫·贝兰格^{3,4}, 高同庆⁵, 韦乐平⁶, 张亚勤⁷

(1. 亚信科技(中国)有限公司, 北京 100193;

2. 美国威瑞森电信公司, 美国 纽约 10036; 3. 美国电话电报公司, 美国 得克萨斯 达拉斯 75202;

4. 美国斯蒂文斯理工学院, 美国 新泽西 霍博肯 07030; 5. 中国移动通信集团公司, 北京 100032;

6. 中国电信集团公司, 北京 100033; 7. 清华大学, 北京 100084)

摘要: 移动通信技术走过了 37 年的发展历程, 人工智能技术也已走过了 64 年的发展历程。从早期的各自独立演进, 到 5G 与人工智能开始深度融合发展, “5G 与人工智能”已被业界视为一组最新的通用目的技术组合, 对垂直行业的发展起到提振生产力与赋能的作用。首先介绍了早期移动通信和人工智能各自的发展路线, 并重点回顾了人工智能与通信技术在 3G 到 5G 阶段开始融合发展。针对通信人工智能, 详细阐述了当前人工智能技术在移动通信生态系统中各领域的发展情况, 包括通信网络基础设施、网络管理与运营、电信业务管理、跨领域融合智能化、垂直行业与专网等, 并总结了通信国际标准组织对人工智能技术在移动通信系统中的分级定义与演进路线。面向下一个十年, 展望了通信人工智能未来的发展路线与演进趋势, 并结合 3GPP 与 ITU-R 的 5G/6G 时间表, 前瞻性探索了基于 3GPP 和 O-RAN 路线的网络智能化、基于体验感知与意图的网络管理与运营系统的发展、网络 AI 信令体系、面向智慧中台演进的电信业务与支撑体系、跨领域融合的智能化体验管理与策略管理、从 SLA 向 ELA 的演进以及面向垂直行业的智能专网等。最后建议行业达成共识, 在下一个十年中全面加速推进人工智能在通信生态领域的发展。

关键词: 人工智能; 移动通信; 5G; 通用目的技术; 网络智能化; 随愿网络/意图网络; 网络 AI 信令体系

中图分类号: TN929.5; TP18

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021055

Next decade of telecommunications artificial intelligence

OUYANG Ye¹, WANG Lilei¹, YANG Aidong¹, SHAH Maulik², BELANGER David⁴,

GAO Tongqing⁵, WEI Leping⁶, ZHANG Yaqin⁷

1. AsiaInfo Technologies (China) Ltd., Beijing 100193, China

2. Verizon Communications Inc, New York NY 10036, USA

3. AT&T Inc, Dallas TX 75202, USA

4. Stevens Institute of Technology, Hoboken NJ 07030, USA

5. China Mobile Communications Group Co., Ltd., Beijing 100032, China

6. China Telecom Group Corporation, Beijing 100033, China

7. Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract: It has been an exciting journey since the mobile communications and AI were conceived 37 years and 64 years ago. While both fields evolved independently and profoundly changed communications and computing indus-



tries, the rapid convergence of 5G and AI is beginning to significantly transform the core communication infrastructure, network management and vertical applications. The individual roadmaps of mobile communications and artificial intelligence in the early stage were firstly outlined, with a concentration to review the era from 3G to 5G when AI and mobile communications started to converge. With regard to telecommunications artificial intelligence, the progress of AI in the ecosystem of mobile communications was further introduced in detail, including network infrastructure, network operation and management, business operation and management, intelligent applications towards BSS & OSS convergence, verticals and private networks etc. Then the classifications of AI in telecom ecosystems were summarized along with its evolution paths specified by various international telecommunications standardization bodies. Towards the next decade, the prospective roadmap of telecommunications artificial intelligence was forecasted. In line with 3GPP and ITU-R's timeline of 5G & 6G, the network intelligence following 3GPP and O-RAN routes, experience and intention driven network management and operation, network AI signaling system, intelligent middle-office based BSS, intelligent customer experience management and policy control driven by BSS & OSS convergence, evolution from SLA to ELA, and intelligent private network for verticals were further explored. It concludes that with the vision AI will reshape the future B5G/6G landscape, and we need fully take the unprecedented opportunities.

Key words: AI, mobile communication, 5G, GPT, network intelligence, intent based network, network AI signaling system

1 移动通信与人工智能

移动通信技术的商用发展已经历了 37 年的岁月。从 1983 年 10 月贝尔实验室与摩托罗拉大规模商用第一代模拟语音通信技术 AMPS(advanced mobile phone system) 作为发展原点, 到 1991 年世界主流的 2G 技术 GSM(global system for mobile communication) 实现全数字化语音, 以及演进到 2001 年的第三代 UMTS(universal mobile telecommunications system) 通信技术支持语音与移动数据业务, 到 2008 年至今全球大规模商用的 4G 技术 LTE 支持全 IP(all internet protocol) 化的高清语音与高速移动数据业务, 最终发展到 2018 年开始 5G 技术逐渐在全世界范围商用^[1]。这 30 余年, 在移动通信 5 个代际的发展历程中, 移动通信实现了从模拟到数字、从语音到语音与数据业务并重、从电路交换到 IP 化、从封闭通信生态系统到赋能垂直行业的技术与生态发展演进。在移动通信发展的早期, 尤其是从 1G 到 3G 发展的初期阶段, 移动通信网络与业务的生态体系还在不断地进行完整性构建。直到 4G 生态系统基本实现

了网络系统全 IP 化、支持语音与数据业务, 并开始向垂直行业赋能的尝试后, 业界开始提出移动通信网络自动化与智能化的需求与发展理念。随着移动通信网络变得日益复杂化以及通信业务生态变得日益多样化, 通信网络基础设施和业务系统需要面对诸多复杂场景, 例如无法用仿真模型模拟的极其复杂的无线环境、指数级的 IP 交换与路由控制选择、主动性的网络支撑与业务保障、“一客一策”与“一刻一策”的网络个性化服务等, 远超传统的人工规则预定义与执行的处理与管理能力, 因此当前的通信系统中需要有一套自动化、智能化的体系和手段保障网络与业务的运行与发展。

自 2001 年 3G 商用到 2020 年 5G 的广泛商用, 在这 20 年中, 移动互联网与数据业务得到蓬勃发展, 通信生态系统中产生海量的大数据, 为人工智能(artificial intelligence, AI) 在通信领域的发展和应用提供了天然的、高质量的数据源。2006 年 Hinton 等^[2]提出深度学习, 标志着人工智能发展的第三次浪潮的兴起。传统机器学习中的监督学习、非监督学习、增强学习以及人工智能

中的神经网络以深度学习的形式在通信领域各种场景中都有所应用。通过在 IEEE Explore 数据库中查找通信人工智能领域的学术成果, 用“Artificial Intelligence”“Machine Learning”“Deep Learning”等关键词搜索的学术论文, 从 2006 年至今的 15 年的学术论文数量是 2006 年之前 15 年的 6.42 倍。由此可见, 自 2006 年开始的第三次发展浪潮, 人工智能与移动通信行业的融合应用进入了一个飞速发展的阶段。

通用目的技术 (general purpose technology, GPT) 通常指那些可以对全球或者国家经济体产生影响的技术。GPT 有希望通过影响既有经济和社会结构显著地改变社会^[3-5]。经济学家 Richard Lipsey 和 Kenneth Carlaw 早在 2005 年就把人工智能等 24 种技术定义为通用目的技术^[6]。从 2018 年至今, 各国政府与学术组织逐渐开始将 5G 视为新一代的通用目的技术^[6-10]。通用目的技术的显著特征在于对各种行业具有技术扩散性与赋能, 并为垂直行业的研发与创新提振了生产力^[4]。5G 与人工智能很明显具备这样的特征, 因此, 5G 与人工智能普遍被各国和工业界视为 21 世纪最新的一组通用目的技术被采纳。

自从 2018 年 5G 逐渐商用以来, 有不少参考文献^[1,11-12]以调研或者实证研究的形式探索人工智能在 5G 的应用, 大多以 AI 从 5G 物理层、MAC (medium access control) 层、网络层、应用层的应用案例做综述, 或以某一研究问题做仿真或者数据分析进行田野实验或者实证研究。然而, 目前业界仍然缺乏并需要从 5G 以及 B5G(beyond 5G) 生态系统发展的角度, 对移动通信和人工智能技术的融合发展做整体的综述和前瞻性的展望。笔者希望将 5G 与人工智能技术作为一组通用目的技术的融合应用发展作为主线, 对人工智能在当前 5G 国际技术标准、5G 网络与业务生态系统的“注智”与“融智”做系统性综述, 并对未来 10 年移动通信与人工智能技术的融合演进做前瞻性论述。

2 移动通信与人工智能的发展路线

移动通信技术与人工智能在各自的早期阶段有着鲜明的、各自独立的发展路线。移动通信技术从 2G 到 5G 的发展, 工业界基本以 3GPP (The 3rd Generation Partnership Project) 作为事实技术标准的一条主线进行演进, 以 ETSI (European Telecommunications Standards Institute)、ITU (International Telecommunication Union)、O-RAN (Open RAN Alliance) 等其他技术标准作为旁线补充。从 2008 年, 以自组织网络 (self-organizing network, SON) 技术作为一个显著标志, 3GPP 开始逐渐将人工智能理念引入移动通信网络的技术标准。

2.1 人工智能的历史发展路线

人工智能技术的雏形最早出现在 1956 年, 美国达特茅斯会议上提出了“人工智能”一词^[13], 同年 Arthur Samuel 提出了机器学习理论, 如图 1 所示。20 世纪 70 年代中期, 以仿生学为基础的研究学派逐渐火热, 专家系统、神经网络等技术获得了高速发展^[14]。此后, 人们开始尝试研究具有通用性的人工智能程序, 却遇到严重的阻碍, 陷入停滞而进入发展的“寒冬”期^[15]。1997 年, “深蓝”的成功让人工智能的发展又提上日程。随着算力的增加以及互联网普及带来的海量数据, 人工智能的瓶颈被打破, 为基于大数据的深度学习与增强学习提供了发展的可能。21 世纪初期, 人工智能技术的发展从“感知”走向“认知”, 特别在语音处理、文本分析、视频处理等深度学习技术方面取得重要进展。2012 年, Hinton 发表了一个设计精巧的卷积网络 AlexNet^[16], 在传统的卷积网络中加入了 ReLU、Dropout 处理方法, 并将网络结构拓展到更大规模, 极大降低了图像识别的错误率。自然语言处理 (natural language processing, NLP) 技术在 2013 年取得了重大进展, Hinton 使用了 RNN (recurrent neural network)

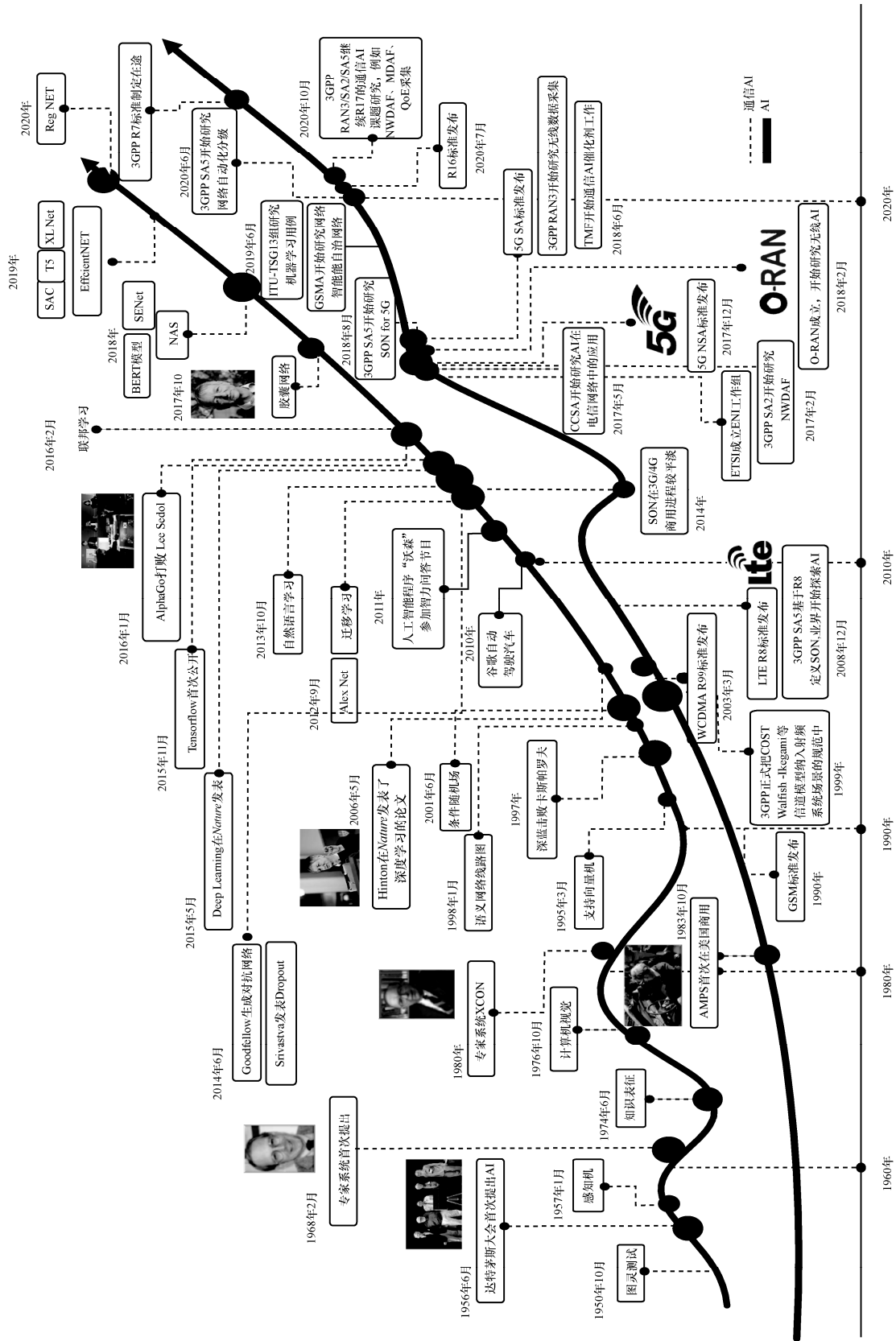


图1 通信技术演进路线和AI技术演进路线对比

注: 不同阶段发展速度不同, 时间线设置仅展示相关节点

做语音识别的工作,图灵奖获得者 Yoshua Bengio 在同一年提出了一种基于神经网络的语言模型 word2vec 用于文本分析,两种技术识别效果相比传统方法显著提高。2014 年诞生的生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 技术受到学术界、工业界的格外关注^[17],最新的 GAN 算法在图像生成领域的逼真效果已经达到人眼难以分辨的程度。深度强化学习模型 DQN (deep Q-network) 于 2015 年发表在 *Nature* 上,标志着强化学习与深度学习的里程碑^[18]。2016 年,结合了深度神经网络、强化学习、蒙特卡洛树搜索树的 AlphaGo 由谷歌 DeepMind 开发成功,并成功战胜多名围棋冠军。2018 年年底,谷歌发布一种双向语言模型——BERT (bidirectional encoder representations from transformers)^[19],这打开了深度学习在 NLP 应用的“潘多拉魔盒”,在业界引起了极大的关注和广泛的应用,成为 NLP 技术发展的一个重要阶段。2020 年,Open-AI 在 GPT (generative pre-trained transformer) 体系下,开发出拥有 1 750 亿参数量的预训练模型 GPT-3,成为目前 NLP 领域最强的通用语言模型,在翻译、问答、文本填空等应用任务中表现出接近人类的能力^[20]。近 5 年,数据隐私安全逐渐引起了全球的重视^[21]，“数据孤岛”效应成为阻碍大数据融合和人工智能发展的“绊脚石”，为了重建行业数据生态,2017 年年底,“联邦学习”技术由谷歌率先提出^[22],以一种分布式加密机器学习的思想打破“数据孤岛”僵局。2018 年,为了满足工业数据联合需求,微众银行提出了一种工业级的联邦学习框架——FATE,实现了工业联邦学习的新范式。2020 年年底,工业联邦学习国际标准 IEEE P3652.1 发布,标志着行业“融智生态联盟”正式落地开启。

2.2 通信人工智能的历史发展路线

受算法、算力、需求等方面的影响,早期的移动通信系统(例如 AMPS、GSM 等)未涉及人

工智能应用。但基于数据模型和仿真的分析方法已经用于网络规划与优化。1968 年, Yoshihisa Okumura 提出 Okumura 模型,基于实测数据对真实的无线信道进行数据建模与仿真,可以看作移动通信系统早期应用数据科学算法的雏形^[23]。1980 年, Masaharu Hata 提出 Hata 模型,对 Okumura 模型进行优化^[24]。

图 1 中,1999 年 3GPP 正式把 COST Wal-fish-Ikegami 等信道模型纳入 3G 射频系统场景的规范中^[25]。后期,随着无线蜂窝技术的发展,涌现出更多的无线信道建模与仿真算法^[26-28]。

3GPP 于 2008 年开始定义 SON 功能^[29-30],随后通信界开始探索各种人工智能算法对 SON 的应用。初期主要利用遗传算法、进化算法、多目标优化算法等分布式优化算法对网络的覆盖和容量进行优化^[31-32]。机器学习已被 SON 领域广为接纳用于网络实现自组织、自配置、自优化、自治愈的关键方法^[33]。然而,通信人工智能真正的飞跃性发展始于 2017 年。

2017 年 2 月,3GPP 服务和系统第二工作组 (Service & System Aspects Working Group 2, SA2) 开始研究 5G 核心网的智能化网元——网络数据分析功能 (network data analytics function, NWDAF)^[34],例如用户设备 (user equipment, UE) 级的移动性管理,如寻呼增强和基于 UE 移动性模式预测的连接管理增强等; 5G 服务质量 (quality of service, QoS) 增强,如用户 QoS 参数配置优化;网络负载优化,如基于网络性能预测的用户面功能 (user plane function, UPF) 选择等。同月,欧洲电信标准化协会 (ETSI) 成立了经验式网络智能 (Experiential Network Intelligence, ENI) 工作组,专门研究体验式感知网络管理架构、用例、术语等^[35]。2017 年 6 月,中国通信标准化协会 (China Communications Standards Association, CCSA) 启动了人工智能在电信网络中的应用课题研究^[36]。2018 年 2 月,开放无线接入网络



联盟 (Open Radio Access Network Alliance, O-RAN Alliance) 成立, 开始制定无线人工智能的框架、用例、流程和接口规范^[37]。2018 年 6 月, 3GPP 无线接入网第三工作组 (Radio Access Network Working Group 3, RAN3) 开始研究无线侧的数据采集机制^[38]。电信管理论坛 (Telecom Management Forum, TMF) 也开始了与人工智能相关的催化剂工作。2018 年 8 月, 3GPP SA5 开始与 5G SON 相关的课题研究^[39]。2018 年 10 月, 3GPP SA5 开始对人工智能的研究, 定义了一个新的管理面功能: 管理数据分析功能 (management data analytic function, MDAF)^[40]。2019 年 6 月, 国际电信联盟电信标准化部门第 13 研究组 (ITU Telecommunication Standardization Sector Study Group 13, ITU-T SG13) 启动了机器学习用例的研究^[41]。同月, 全球移动通信系统协会 (Global System for Mobile Communications Association, GSMA) 开始了智能自治网络案例的白皮书工作^[42]。2020 年 6 月, 3GPP SA5 开始启动网络自动化分级的研究课题^[43]。同月, 中国移动联合亚信科技首次在 3GPP R17 标准中正式引入联邦学习概念, 形成联邦学习在 5G 领域的第一个全球国际标准^[44]。2020 年 7 月, 3GPP R16 正式冻结之后, 3GPP RAN3、SA2、SA5 针对新的 R17 版本将继续推进与人工智能相关的 NWDAF、MDAF、QoE (quality of experience) 等标准化课题研究。

3 通信人工智能的发展

通信的本质, 在于通过各种通信技术 (例如移动通信、卫星通信、固定网络通信等) 将信号中封装的信息从出发点传到目的地。衡量通信质量的标准是信息从发送端到接收端是否可以精确、完美地复现。人工智能, 相对于由人和动物表现的自然智能, 使计算机或机器能模拟人类思维与认知, 例如“学习”与“解决问题”的能力, 同时去感知环境, 并采取相应的行动, 以概率最

大化的期望成功实现预设的目标^[45-46]。通信与信号处理系统基于精密的数学模型进行构建。而人工智能中的深度学习使人工智能从数据中吸收知识并做出决策, 无须进行明确的数学建模与分析。如果过于精巧和优雅的数学假设, 通信系统在现实应用中容易脱离实际。而人工智能或深度学习如果应用于通信系统, 其过于黑盒化的学习过程, 又容易使得通信与信息模型的构建缺乏物理意义。好在通信系统的一个典型特征是层级自治并通过标准化定义的接口实现互联互通形成完整的系统。例如信号处理系统的发射机和接收机可分解成为不同处理单元, 负责各自的功能, 例如信号编解码, 信道编解码, 调制、解调、除噪等, 非常类似今天 IT 系统中的微服务概念。尽管这种系统架构不是全局最优, 但其优点在于将各子系统进行独立分析和优化, 从而形成整体稳定的系统。现代移动通信系统经过 30 多年的发展, 效率和性能已经非常优秀, 已逼近香农极限。区别于传统的分层自治方式, 如果利用人工智能、深度学习将通信系统考虑为一个整体模型进行分析与优化, 有可能将通信系统智能化的发展推向一个新的阶段。本节将介绍人工智能在通信生态系统里各个领域的发展和应用, 以及通信国际标准组织对当前通信人工智能发展定义的分级体系。

3.1 通信人工智能在移动网络基础设施领域的发展

人工智能在通信网络基础设施的发展, 从无线接入网、核心网、传输网、终端 4 个方面进行阐述。

(1) 无线接入网

无线接入网的物理载体是基站。5G 基站分为中央单元 (central unit, CU) 和分布式单元 (distributed unit, DU), 类似传统的基带单元 (base band unit, BBU), 通过光纤与有源天线单元 (active antenna unit, AAU) 连接。AAU 包含传统的射频

拉远单元 (remote radio unit, RRU) 和天线功能, 即有源射频部分与无源天线整合为一体。人工智能面向无线接入网中的 CU、DU、AAU, 目前在物理层、MAC 层、网络层都有所应用^[12]。

其中, 在物理层与数据链路层, 典型的 AI 应用包括利用深度学习或强化学习算法评估与预测信道质量、OFDM (orthogonal frequency division multiplexing) 符号在接收端的检测、信道编解码、动态频谱随机接入等功能。其中信道质量评估利用例如 DNN (deep neural network) 算法对有限导频信号做分析, 帮助大规模 MIMO 系统推测出完整、准确的信道状态信息 (channel state information, CSI)。OFDM 符号在接收端的检测通常依赖于接收器利用最大似然估计进行评估, 但该方法对 CSI 误差和模型本身的准确性非常敏感。因此参考文献[47-48]尝试了 DNN 算法, 结果表明超越了传统的 MIMO 符号检测方法。5G 信道编解码中, 数据信道使用 LDPC (low-density parity-check) 码, 控制信道使用 Polar 码。其中 Polar 码需要耗费多重的迭代收敛后到达优化性能, 而 LDPC 码在大块 Block 或者噪音恶劣情况下解码的复杂度较高。因此各种基于 CNN、DNN 以及强化学习的解码算法^[49-52], 呈现优秀的性能、质量以及较小的计算代价。动态频谱随机接入领域以后也可以尝试基于强化学习的 DSA 策略 (learning-based random access and dynamic spectrum access) 保证大规模终端的动态频谱接入。

面向无线接入网的应用层, 3GPP 定义了 SON 的标准体系^[29-30, 53-61], 旨在实现无线网络的自配置、自优化、自治愈。3GPP 虽然没有指定或建议任何统计或者数据科学算法, 但建议了一系列智能化的 SON 应用场景: 网络覆盖与性能优化 (coverage and capacity optimization, CCO)、节能管理 (energy saving management, ESM)、天线角度远程控制 (remote control of electrical tilting antennas, RET)、干扰减轻 (interference reduction,

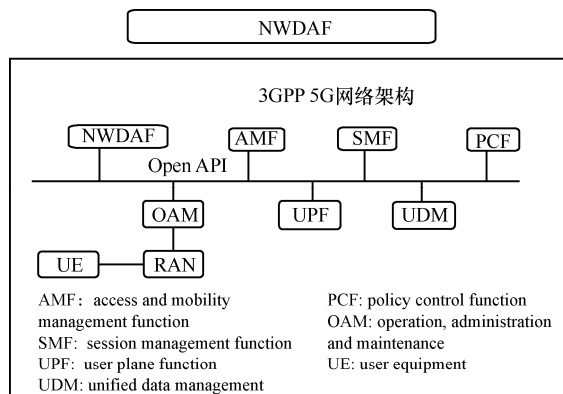
IR)、小区 ID 自动配置 (automated configuration of physical cell identity, ACPCI)、移动性稳健性/切换优化 (mobility robustness/handover optimization, MRO/MHO)、移动性负载均衡 (mobility load balancing, MLB)、随机接入优化 (RACH optimization)、邻区关系自动化 (automatic neighbor relation, ANR)、跨小区干扰优化 (inter-cell interference coordination, ICIC)、随机接入信道优化 (random access channel optimization, RACO)、负载均衡优化 (load balancing optimization)、自治愈 (self-healing functions)、小区停服检测及补救 (cell outage detection & compensation) 以及路测最小化 (minimization of drive-tests, MDT) 等。从 2008 年第一个 3GPP SON 标准至今, 业界的科学家们^[62-79]尝试了多种数据科学算法, 旨在利用人工智能方法来实现上述多个 SON 的应用场景。SON 在 3G 到 5G 时代发展的 12 年整体发展得较为平淡。通信标准制订者的美好愿望在于通过 SON, 把自动化、智能化的基因注入移动通信网络架构本身, 无论通过分布式部署 SON (distributed-SON, D-SON)、集中式部署 SON (centralized-SON, C-SON), 还是混合部署 SON (hybrid-SON, H-SON) 的方式。传统通信设备商更希望 SON 变成自己网络基础设施紧耦合的一部分, 因此传统设备商的 SON 大多支持自身 DE 无线网络设备。通信运营商更希望在自己的无线接入网中部署一套厂商中立、技术中立的智能化 SON 系统。新兴的 SON 初创公司愿意与通信运营商站在一起致力于发展网络中立的 SON 技术, 但又苦于无线设备厂商在功能接口、数据接口设置的封闭性和非标准性, 在商业化进程中很难实现 3GPP SON 的愿景。产业界比较标志性的事件是美国 Cisco (思科) 在 2013 年 2 月以 4.75 亿美元收购了以色列的 Intucell, 后者当时是一家专注于 SON 的电信软件明星公司。经过 7 年的惨淡发展, Cisco 在 2020 年 6 月仅以当时收购价的 10%, 即

5 000 万美元卖给了印度的 HCL。世界排名第一的电信软件公司 Amdocs 在 2013 年 11 月以 1.29 亿美元收购了美国的 SON 初创公司 Celcote,但在随后美国排名前二的移动运营商 Verizon 和 AT&T 的 SON 商用进程中,也没有取得预期的商用市场份额。美国移动通信运营商在近 5 年也逐渐采取自研的模式在无线接入网的智能化领域进行尝试,例如 Verizon 在 2015 年与 Cisco 和 Ericsson (爱立信)联合部署的 SON 系统逐渐被自有的 V-SON 系统所取代。

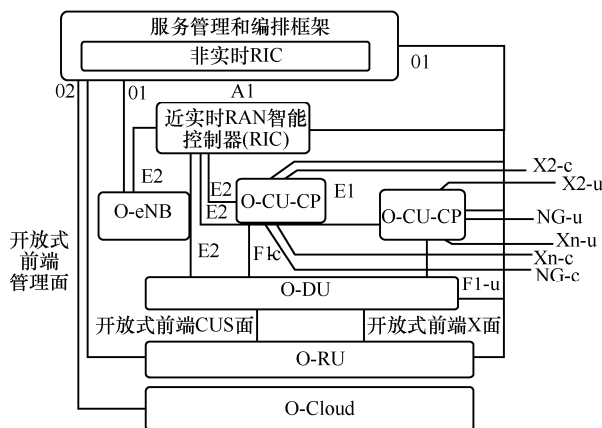
(2) 核心网

人工智能在移动通信核心网领域的发展在 5G 时代取得了重大进展。3GPP SA2 在 2017 年 2 月定义了网络人工智能网元 (NWDAF), 这是移动通信从 1G 到 5G 以来第一次在核心网络架构里定义、标准化, 并要求部署网络人工智能网元。NWDAF 架构如图 2 (a) 所示, 该网元旨在利用人工智能算法与通信技术协议相融合, 对 5G 核心网络的移动性管理、网络服务质量 (QoS) 以及 5G 核心网其他网元 (例如 UPF 等) 进行智能化的管理、优化与提升网络质量与体验。目前, 中美运营商正在对 NWDAF 在 5G SA 的商用进行功能测试。

相对于 3GPP, O-RAN 是另一条新兴技术赛道。2018 年开始 O-RAN 联盟制定基于 AI 的无线智能控制器 (AI-enabled RAN intelligent controller, RIC), 并与核心网管理与编排 (management & orchestration, MANO) 功能紧耦合, 因此笔者把 RIC 放在核心网部分阐述。RIC 架构如图 2(b) 所示, RIC 分为非实时 Non-RT RIC (non-real time RIC) 和准实时 Near-RT RIC (near-real time RIC)。准实时 RIC 下沉在无线接入网侧通过 E2 接口与 CU/DU 相连。准实时 RIC 的功能包括利用 AI 的能力进行无线资源管理、移动性管理、无线连接管理、切换管理以及无线 QoS 管理等。非实时 RIC 则定义在核心网 MANO 体系中, 通过 AI 接口与准实时 RIC 连接。其主要功能在于基于 AI 的业务



(a) NWDAF架构



(b) RIC架构

图2 NWDAF 和 RIC 架构

与策略管理，高层业务流程优化以及帮助准实时 RIC 离线训练 AI 模型等。O-RAN 的 RIC 目前还在标准完善和早期试验中。相对于 3GPP NWDAF，O-RAN RIC 离成熟商用还有较大差距。

(3) 传输网

传输网是通信网络的基础，负责在物理上连接各个网络节点，将数据传送到目的地。由于光通信具有大带宽、稳定、损耗低等特点，目前主流的传输技术通过光网络这样的载体进行通信。光传输网络的发展经历了准同步数字传输体制（plesiochronous digital hierarchy, PDH）^[80]、同步数字体制（synchronous digital hierarchy, SDH）^[81]、多业务传送平台（multi-service transport platform, MSTP）^[82]、波分多路复用（wavelength division multiplexing, WDM）^[83]、自动交换光网络（automatically switched optical network, ASON）^[84]、光传送网

(optical transport network, OTN)^[85]技术的发展和革新。为了实现网络流量的灵活控制,更好地支持业务传输需要,近几年业界又开始探索将 SDN 引入光网络,实现软件定义光网络 (software defined optical networking, SDON)^[86]。SDON 继承了 ASON 动态恢复业务中断的特点,但同时也致力于保障网络容量和业务可靠性。另外,由于降低运营成本的需要,提供光网络组网的自动化及智能化水平,光网络需要与大数据、人工智能、云网融合等技术结合,实现光网络的智能化管理。这也引入了认知光网络 (cognitive optical network, CON) 的概念以及业界的探索^[87]。按照欧盟资助的 CHRON (cognitive heterogeneous reconfigurable optical network) 的项目目标^[88-89],认知光网络的核心是认知决策系统 (cognition and decision system, CDS),负责管理传输要求和网络事件。控制和管理系统 (control and management system, CMS) 负责控制和传播相关指令,如图 3 所示。目前,SDON/CON 与人工智能的结合也出现了一些研究成果,例如预测故障、缩短恢复时间、改进光的信噪比等^[90]。

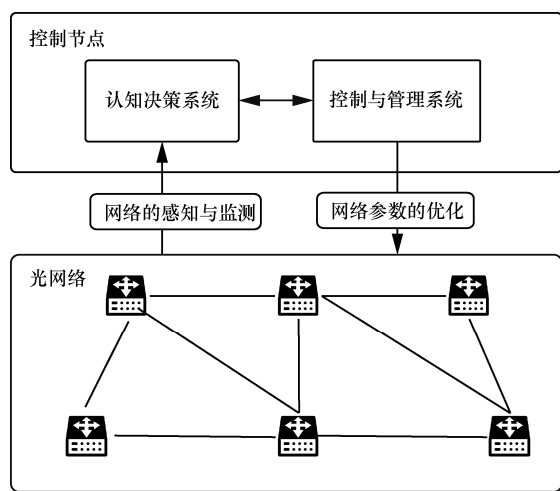


图 3 认知光网络的系统结构

另一方面,第 4 版互联网协议 (internet protocol version 4, IPv4) 向第 6 版互联网协议 (internet protocol version 6, IPv6) 的演进重点解

决地址空间、网络传输的 QoS 保障等诸多问题。为了满足 5G 场景的需要,构建基于 IPv6 的智能 IP 网络也是承载网的发展趋势。如何实现灵活的网络路由、保障承载网的网络切片 SLA (service level agreement)、确定性网络传输,需要利用人工智能技术进行保障。例如,可基于人工智能技术对 IP 网络的意图进行识别和判断,针对性保障网络体验。但总体而言,目前 IPv6 网络和人工智能的结合还处于初始探索阶段,业界希望可以利用人工智能技术对全网的运行状态进行监测,及时发现网络的问题和风险,智能化地识别网络异常;可针对发现问题进行故障的根因定位并且产生相关的最优策略。为更好地实现智能化 IP 网络,还需要引入分段路由 IPv6、SRv6 (segment routing IPv6)、随流检测等技术^[91-92],对网络进行感知和灵活的路由配置,将 IPv6 技术升级到 IPv6+。目前业界相关的研究还处于探索阶段。

目前,云网边端的资源分配和存储算力资源使用相对独立,例如在云服务器进行复杂的人工智能应用,在终端进行简单、轻量化的人工智能应用。随着 SDN、IPv6、IPv6+等技术的发展,业界致力于实现算力网络与 IP 网络的融合、云网融合等全新的架构。目前,在这个过程中还存在许多技术难题,例如如何实现最优的路由、如何最优地分布算力、如何保障算力的服务质量,这需要借助人工智能等技术克服难题。目前相关研究还处于初级阶段。

(4) 终端

基于终端的人工智能包括终端和芯片的智能化。终端操作系统本身和应用层的 App 已有一些智能化应用发展,而笔者重点关注的基于终端的人工智能对于网络基础设施的赋能目前还在早期发展阶段。比较典型应用是终端芯片采集的性能数据汇报给 SON 系统或者运维支撑系统 (operation supporting system, OSS),利用这两个



部件的网络人工智能分析引擎,进行无线网络智能优化。在 3GPP 标准里,由 3GPP SON 中的最路测小化(MDT)体现。

总体上,人工智能在通信网络基础设施领域的发展在 3G/4G 时代较为平淡,而在 5G 时代实现了加速发展。随着 3GPP 的 NWDAF、ORAN 的 RIC 和欧盟 5G-MoNArch (5G Mobile Network Architecture) 项目组的 RAN-DAF (RAN data analytics function)^[93]的逐渐成熟以及商用进展加快,人工智能将进一步深度融入 5G 及 B5G 的网络架构,且以独立网元和网络功能实体的形式存在并长期演进。同时也看到人工智能的数学模型和移动通信领域知识还相对独立,当前很多数学模型结果还缺乏在通信层面有物理意义的解释,两者需要进一步做深度融合增强人工智能在通信物理网络应用上的可解释性。传统通信设备商也需打开数据接口黑盒,进一步开放与标准化数据接口,帮助运营商构建中立(vendor agnostic)的智能化网络基础设施。

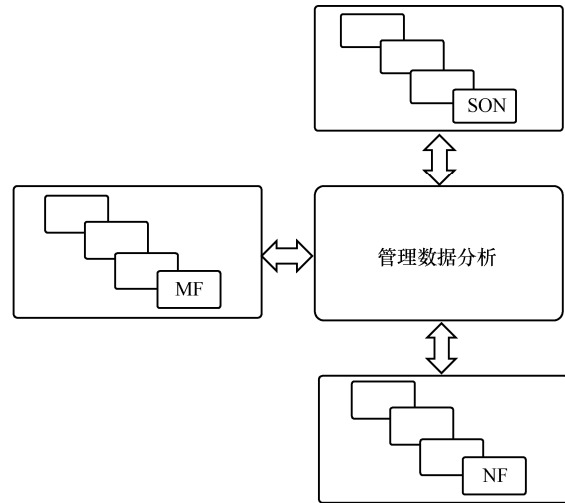
3.2 通信人工智能在网络管理领域的发展

人工智能在网络管理领域的发展,从 MDAF、ETSI、ENI 引擎和 OSS 这 3 部分描述。

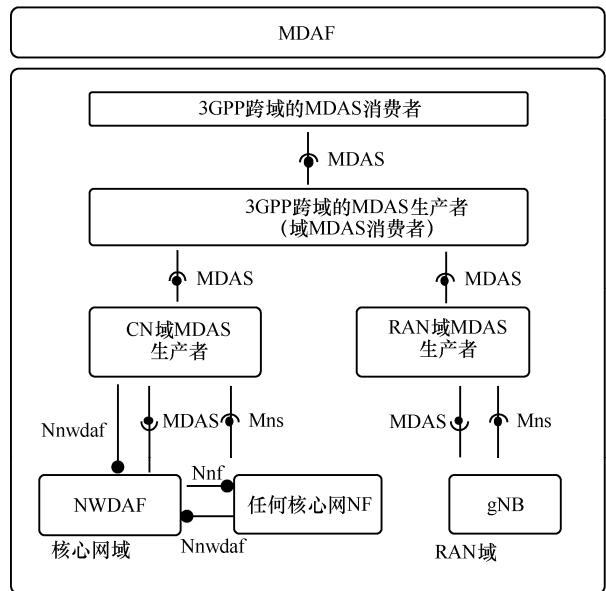
(1) MDAF

3GPP R16 定义的 MDAF 以及服务对象如图 4 (a) 所示,3GPP SA5 在 R16 开始定义网管智能化功能,例如 MDAF 通过进行数据分析,帮助管理系统设置合理的网络拓扑参数进行网络配置,保障服务质量。网络根据 MDAF 提供的分析结果进行合理配置后,控制面和用户面可做进一步参数调整,提高用户体验。对于 OAM(operation administration and maintenance) 管理系统,关键的步骤为业务需求分析提供什么信息给 MDAF。例如网络切片的通信服务管理功能(commun-ication service management function, CSMF) 将客户的 SLA 翻译成通信服务需求,利用 MDAF 的分析能力判断此需求是否与现有的切

片实例匹配,通过选择最优的切片实例进行切片 SLA 保障^[40]。



(a) 3GPP R16定义的MDAF以及服务对象



(b) 3GPP R17定义的MDAF架构

图 4 3GPP R16 定义的 MDAF 以及服务对象^[94]和 3GPP R17 定义的 MDAF 架构^[94]

MDAF 在管理面也可以为 SON 赋能,如图 4(a) 所示。MDAF 利用采集的管理面和网络数据,进行相关的分析,实现第 3.1 节中描述的各种 SON 功能。但是 MDAF 在 R16 的标准(例如接口、采集的数据信息定义、流程等定义)均不完善,较难在当前的 5G 网络中应用及部署。针对 R16 的

问题以及新场景, 3GPP 开始在 R17 对 MDAF 进行增强, 除了完善 R16 的功能外, 对覆盖增强、资源优化、故障检测、移动性管理、节能、寻呼性能管理、SON 协作等场景也进行定义与完善^[94]。R17 中定义的 MDAF 与服务对象关系如图 4 (b) 所示。MDAF 在 R17 中的服务架构更复杂, 并且与 NWDAF 如何协作也还没有最终确定, 其 R17 的技术标准还在进行中。MDAF 目前在中美运营商的 5G 网络管理系统中都还没有实现商用部署。

(2) ETSI ENI

ETSI 于 2017 年定义了 ENI 系统, 作为一个独立的人工智能引擎为网络运维、网络保障、设备管理、业务编排与管理等应用提供智能化的服务^[35]。ENI 功能架构如图 5 所示, ENI 包含上下文感知、知识管理、认知处理、情境感知、模型驱动和策略管理等与人工智能相关的知识管理、模型管理、策略管理模块。通过数据处理和正则化 (input processing and normalization), 对原始数据进行清理和特征处理, 然后通过内部的 AI 模块处理后, 向 OSS、BSS、用户、系统应用、编排

器、基础设施等服务对象提供相关的策略或者指令。去正则化和输出形成等模块将 ENI 产生的策略或者指令进行翻译, 输出服务对象能够理解的语言。

目前, ETSI ENI 还在持续演进 ENI 的功能, 定义更多高级的应用, 例如基于意图网络的节能^[95]、数据机制^[96]、ENI 与运营商系统的匹配^[97]等。目前相关的工作还在继续中。针对 ENI 定义的功能和应用场景, 国内外运营商尝试了相关的试点项目, 在切片管理、用户体验优化、无线能量优化等方面取得了良好的效果^[98]。例如在参考文献^[99]展示的试点报告中, UC3M、三星和意大利电信等公司展开合作, 通过 ENI 对切片资源进行弹性管控, 可以很好地控制端对端时延、服务创建时间、系统容量等性能。在参考文献^[100]展示的报告中, 中国电信、亚信科技、北京邮电大学等进行合作, 将 ENI 用于基于意图的用户体验优化, 提高用户体验管理。目前, ENI 尚未作为一个单独的人工智能系统或者网元在 5G 网络或者网管系统中部署, 但其定义的很多功能以解耦的形式在全球运营商的网管体系内开

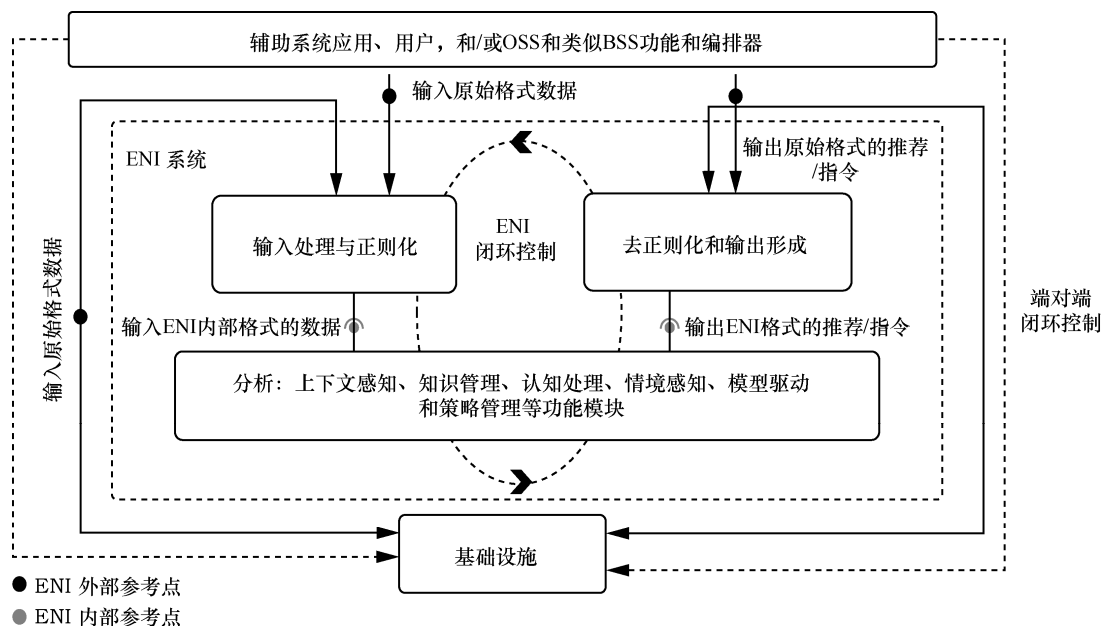


图 5 ENI 功能架构^[95]



始应用。

(3) 网络运维支撑系统 (OSS)

网络运维支撑系统 (OSS) 通常被定义成一种软件功能使得通信运营商能够对其网络及其应用进行管理。一个 OSS 通常至少具有如下功能：网络管理系统 (network management system)、业务交付 (service delivery)、业务执行 (service fulfillment)，其中包括网络资源 (network inventory)、网络激活与开通 (network activation and provisioning)、服务保障 (service assurance)、客户服务 (customer care)^[101]。人工智能在 OSS 领域的早期发展也非常缓慢。在 20 世纪 70 年代，OSS 的绝大多数工作还通过手工与人工干预进行；到了 80 年代，随着 UNIX 系统和 C 语言的兴起，贝尔体系开始开发 OSS，早期较有名的 OSS 包括 AMATPS (automatic message accounting tele-processing system)、CSOBS (centralized service order bureau system)、EADAS (engineering and administrative data acquisition system)、SCCS (switching control center system) 以及 SES (service evaluation system) 等。人工智能在这些早期系统里没有任何应用。到了 20 世纪 90 年代，国际电信联盟电信标准化部门 (ITU-Telecommunication Standardization Sector, ITU-T) 在其电信管理网络 (telecommunications management network, TMN)

模型中定义了 OSS 的 4 层新架构：商业管理水平 (business management level, BML)、业务管理水平 (service management level, SML)、网络管理水平 (network management level, NML) 以及网元管理水平 (element management level, EML)。随后 FCAPS (fault, configuration, accounting, performance, security) 作为一个新模型被引入，以对这 4 个层次进行管理。在 TMN 的商用进程中，人工智能也鲜见身影。2000 年后，随着 TMForum 的 NGOSS (new generation operations systems and software) 项目和 eTOM (enhanced telecom operation map) 架构的发展，通信运营商的 OSS 架构体系相对来说有了相对较为标准化的指导标准。人工智能的应用也有了相对稳定的框架和载体，尤其是对 FCAPS 中的故障管理 (fault, F) 和性能管理 (performance, P)，人工智能在故障诊断、根因分析、性能预测等领域开始有所尝试和应用^[102]。

TMF 定义的 OSS 属性如图 6 所示，2019 年 TMF 在 Future OSS 的研究报告中定义了未来 OSS 由“数据驱动”，必须依赖人工智能、机器学习、自动化、微服务、业务优化紧耦合，必须具备敏捷、自动化、主动性、预测性、可编程性的特征^[103]。在定义未来 OSS 最重要的 10 个因素中，其中有 4 个因素和人工智能紧密相关：自

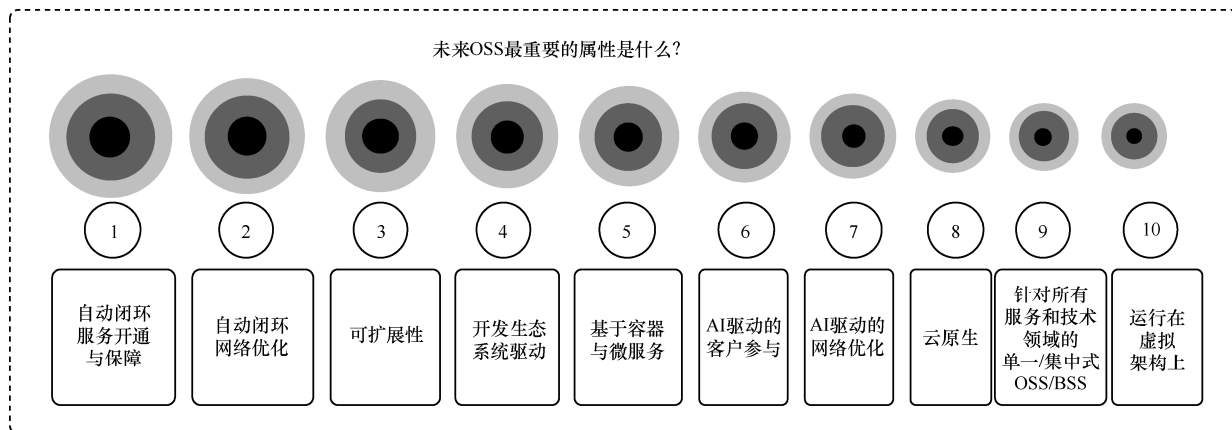


图 6 TMF 定义的 OSS 属性

动闭环服务开通与保障、自动闭环网络优化、AI驱动的客户参与、AI驱动的网络优化。因此,主流通信运营商也在面向5G演进的OSS中逐渐嵌入了AI平台或者功能模块以期待OSS实现智能化演进。AT&T的ECOMP(enhanced control, orchestration, management & policy)^[104]体系中在设计态定义了基于AI分析的业务设计工作室(Analytic Application Design Studio)功能,如图7所示。运行执行态中ECOMP也定义了DCAE(data collection, analytics and events)功能。DCAE提供基于AI的实时FCAPS功能,通过智能分析管理与编排业务、网络、资源,并实现自动化闭环^[105]。Verizon也把人工智能当作BSS/OSS的必选功能,尤其在用户网络与业务体验中得到了深入的应用^[103]。

中国的运营商在面向5G OSS的系统构建中,

在数据中台与OSS核心功能模块之间插入一个新的平台或组件,命名为网络AI中台或者智能中台,用来承担网络人工智能的功能。在图8(a)中,笔者将中国三大通信运营商的5G OSS网络中台体系抽象得到了一张技术中立的5G OSS网络中台架构图,其中数据中台主要负责网络侧数据采集、数据存储、数据治理、数据共享等功能。网络人工智能中台为满足5G网络、业务、服务管理的智能化要求,以数据中台的网络大数据为主要燃料,围绕网络生命周期中的规划、建设、优化、运维等场景,不断构建、推理、发布、沉淀出网络AI算法模型,为4G/5G网络提供包括异常检测、容量预测、网络优化、根因分析、告警预测、故障自愈、业务编排、感知优化等网络AI功能,全面提升5G网络自动化与智能化能力。

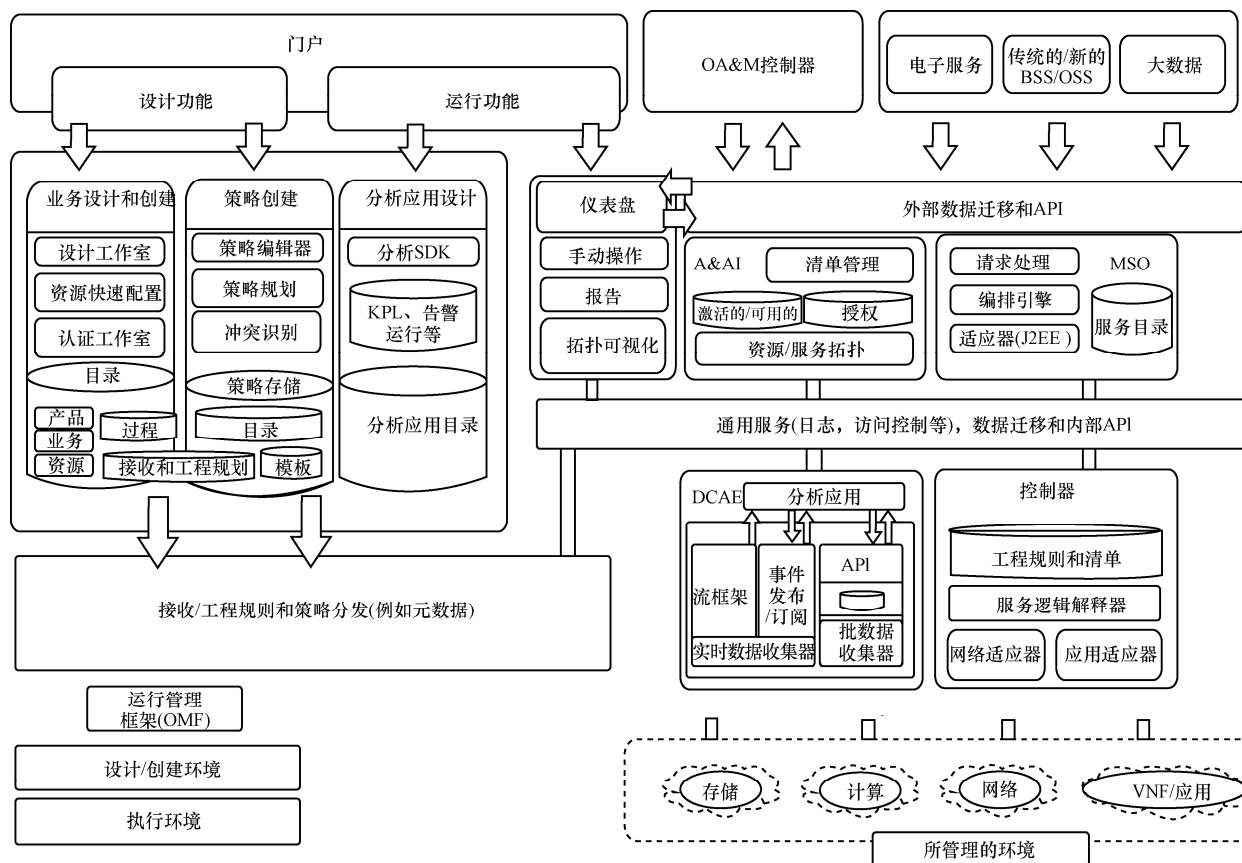


图7 AT&T定义的ECOMP

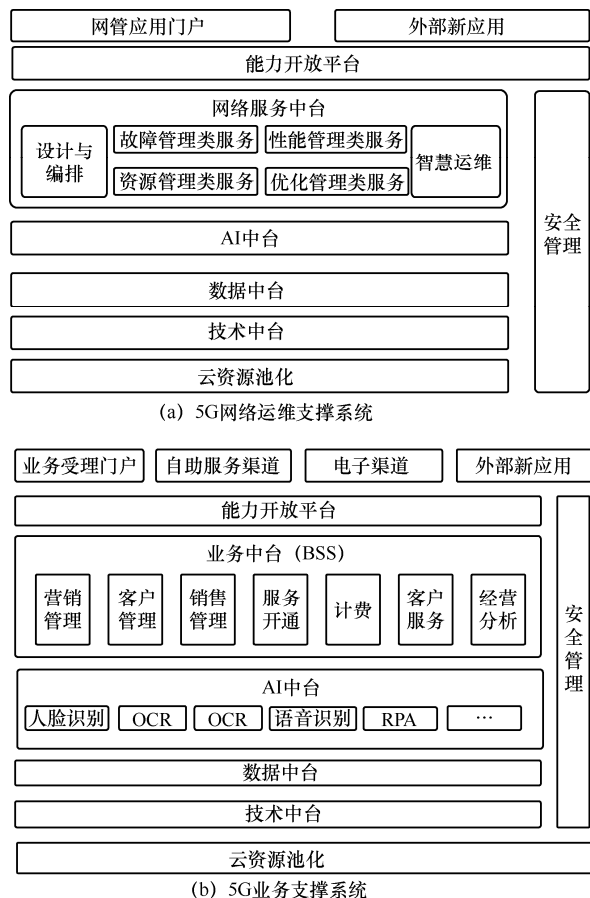


图8 5G网络运维支撑系统和5G业务支撑系统

3.3 通信人工智能在电信业务领域的发展

电信业务支撑系统 BSS 提供了客户运营及服务的能力。TMF 的 Frameworkx 体系中，BSS 功能主要面向客户的市场与销售、产品、客户、服务、资源、供应商与合作伙伴等多个领域^[106]，如图 8 (b) 所示。BSS 领域的核心生产系统包括客户关系管理 (customer relationship management, CRM)、计费账务系统 (billing)、经营分析系统 (business intelligence, BI)、呼叫中心系统 (call center, CC) 等。全球主流运营商的 BSS 均已非常完善，多数已完成集中化、平台化建设。其中，中国运营商在 BSS 领域正引领基于智慧中台的技术演进，即通过能力运营协同业务中台、数据中台、技术中台、AI 中台等中台系统完成面向最终用户与合作伙伴的 IT 服务与交互。其中，AI 中台以人工智能算法为基础，通过场景化服务能力封

装，为业务过程注智赋能。截至目前，人工智能技术通过 AI 中台体系已经在 BSS 域的营销、销售、客户服务、计费等多个业务领域及相应场景得到较好的应用。

(1) 市场营销

该领域典型人工智能应用是客户营销智能推荐及运营决策辅助。通过人工智能各类推荐算法模型和专家经验规则，形成有针对性的推荐策略模型，依据客户特征输出最佳匹配策略。并在此基础上，借助人工智能决策相关算法，汇集产品匹配度、价值度、公司效益等因素构建综合决策模型，生成最佳运营决策，帮助企业提高效益。适用场景包括：热门产品推荐、相关产品推荐、个性化套餐推荐、合约推荐、数字化内容推荐等。

(2) 客户销售

该领域典型人工智能应用是利用人脸识别、OCR (optical character recognition) 等技术支持客户在营业厅业务受理的身份认证稽核、销售协议签字认证、真实人物业务办理确认等场景。而在政企客户的销售过程中，利用人工智能的 OCR、图像识别技术，支持业务录单环节企业信息自动化识别、政企业务印章识别实现事前认证稽核、销售合同自动起草等场景，实现业务销售的智能化、自动化，提升客户经理工作效率。

(3) 客户服务

该领域典型人工智能应用是基于语音识别、意图识别、多模态问答匹配、语音合成、语义处理、用户情感分析、标签多分类预测、OCR 等技术实现客户与智能机器人进行的语音交互、客户情感实时监控；预测客户诉求，有效分配服务坐席；实时监听客户问题，进行自动分类识别，自动检索知识库，辅助坐席回复问题；基于客户语音声纹的身份认证；潜在投诉预测；客户服务过程中的语音质量检查，进行智能量化评分；根据工单文本信息的智能派单；知识库知识的自动生成；智能客户服务排班等。

(4) 计费

该领域典型人工智能的典型应用是通过引用智能运维 AIOP (artificial intelligence for IT operation) 支撑计费系统应用流程升级和配置修改上线的灰度发布, 实现计费系统的故障发现、故障诊断、故障自愈、故障预防等; 结合机器人流程自动化 RPA (robotic process automation) 能力, 支持计费系统日出账的自动化。另外, 基于多量纲的定价因子(带宽、时延、可靠性、精度、连接数、容量、网络功能实例数等)与客户资料, 利用 AI 算法可以实现智能定价, 确定最优价格, 以帮助 B2C 企业获取最大利益。

3.4 通信人工智能在跨领域的融合智能化发展

任何一种电信业务都无法在 OSS 或 BSS 单一系统中孤立运营或运维。一体化贯穿的电信业务流程、演进中的技术中台体系架构特征以及业务与网络数据的融合分析运营, 是驱动 BSS 与 OSS 进行深度融合的三大主要因素。通信人工智能在跨领域的融合智能化发展也催生了多种应用场景与案例。

(1) 客户体验管理 (customer experience management, CEM)

通信运营商的组织结构中, 网络运维支撑与业务运营支撑通常是相对独立的领域, 其对应的生产系统 OSS 与 BSS 也相对独立运营与演进。网络领域重点关注网络、网元的各项关键性能指标 (key performance indicator, KPI), 业务领域负责面向市场发展新客户与新业务以及存量客户服

务。通信运营商通常采纳 ITU 和 ISO (International Organization for Standardization) 制定的 QoS 体系用于其与客户签订的服务质量协议 (SLA)。传统的 QoS 以技术为驱动, 以网络 KPI 来定义服务质量, 无法真实体现用户在使用网络业务的体验与感受, 因此网络领域中基于 QoS 体系的网络性能质量和和业务运营领域关注的客户满意度、感知体验之间形成了一条“数字鸿沟”^[107], 如图 9 所示。CEM 作为网络与业务跨领域融合的一个新领域, 借助人工智能技术, 将运营商的 QoS 服务质量体系向以用户为中心的体验质量 QoE 体系演进, 实现从以网络 KPI 为中心到以客户体验为中心的网络业务服务转型^[108]。

CEM 的核心在于利用人工智能结合心理学建立一套能准确反映客户对通信网络与业务使用感知体验的算法模型体系, 称之为电信心理学算法, 将网络体系的 QoS 与用户体验的 QoE 体系进行量化映射, 从而弥合网络质量与用户真实体验之间的鸿沟。目前, 常见的评估用户体验感知的方法有两种: 净推荐值 (net promoter score, NPS) 和情感连接度评分 (emotional connection score, ECS)^[108-109], 如图 10 所示, NPS 用来度量客户是否推荐某个公司、产品、业务的可能性^[109-110]。NPS 基于客户反馈构建评分指标体系, 通过电话或问卷采访调研用户对某个公司、某个产品或服务的满意度, 量化在 0~10 分^[109]。NPS 相对来说是一种被动、基于客户长期印象、静态的量化评估机制。当前全球运营商中约有 7% 使用 NPS 度



图9 性能与体验之间的鸿沟

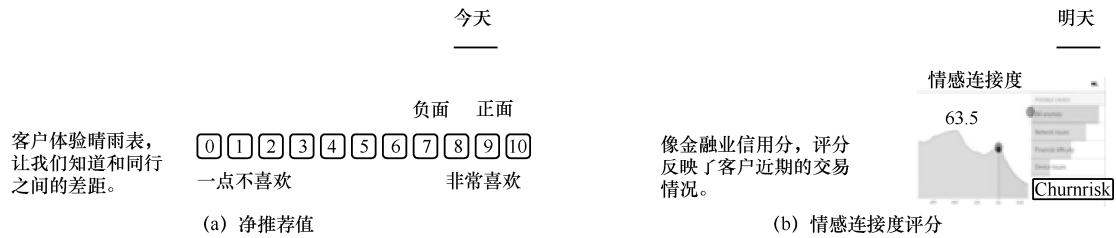


图 10 指标体系对比：净推荐值与情感连接度评分

量客户满意度^[111]。

随着机器学习融合心理学的情感连接度评分(ECS)模型出现，传统 NPS 指标体系已过时。大量研究表明客户的情感连接度评分是最接近衡量真实体验质量的指标体系^[108]。不同于 NPS，ECS 是主动和持续性的，如图 11 所示，通过汇聚接入跨网络和业务领域的多方面数据，并使用 ECS 电信心理学算法不断学习可量化的客户体验和各项指标之间的联系，并将事件结果映射到 ECS 分数中，从而及时发掘客户体验产生问题的根因，指导改进网络与业务质量，达到提升用户体验的目标。亚信科技提出一套电信心理学体验感知算法以及可量化用户感知体验的指数集^[109]，通过对通信领域用户级主观数据（例如 NPS 调研、客户投诉、主动拨测等）和客观数据（例如语音通话、

上网、高清视频业务、VR 业务等质量指标）进行海量数据机器学习，比对和校验各地区之间的用户数据差异性，进行 ECS 参数优化，再结合用户级通信、消费、服务等多方面行为进行画像分析，最终生成 ECS 电信心理学模型，用于即时性评价客户旅程中任何一刻、任何一地、任何一种业务的瞬时体验质量。

通信人工智能在 CEM 的应用，客户的全生命周期旅程中，如图 12 所示，以用户体验提升为收敛目标，评估用户的业务瞬时体验质量，对体验下降的问题进行快速定位与诊断，把主动感知与关怀的用户个性化策略贯穿其中，从而洞悉每一个用户在网络旅程的体验指标，并通过网络和业务系统向用户并通过网络和业务系统向用户提供个性化服务，从而实现 5G 网络个性化（network

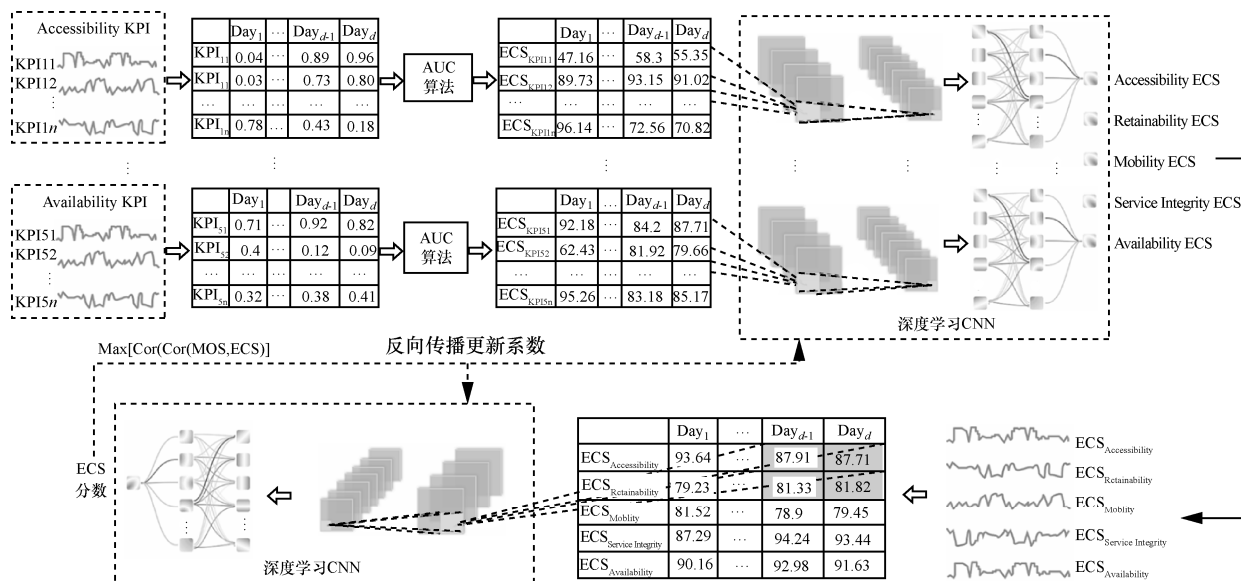


图 11 ECS 电信心理学模型



图12 客户体验全生命周期视图

personalization, NP)。

(2) PCF+ (policy control function+)

网络策略控制主要基于规则定义,在4G LTE中网络策略控制由策略和计费规则功能(policy and charging rules function, PCRF)实现^[112]。3GPP从R7开始引入PCRF网元,对用户和业务QoS进行控制,为用户提供差异化的服务。并且能为用户提供业务流承载资源保障以及流计费策略,实现基于业务和用户分类的更精细化的业务控制和计费方式,以合理利用网络资源。PCRF包含策略控制决策和基于流计费控制的功能,提供数据流检测、门控、流计费的网络控制功能,能够以业务、用户、位置、累计使用量、接入类型、时间等多个维度为触发条件,生成管控规则。人工智能在PCRF没有得到应用,PCRF的策略规则都以规则配置为主。PCRF架构如图13(a)所示,通过Gx参考点与策略与计费执行功能(policy and charging enforcement function, PCEF)等网元交

互,执行策略和计费功能。

3GPP只是面向网络侧定义了策略控制功能PCF,但仍需要结合BO(BSS and OSS)域的融合在功能上进行增强,原因在于随着5G业务的丰富,用户对5G服务差异化需求的增加,运营商除了对网络资源的使用和网络控制有更高的要求外,还需要具备更细致的结合业务策略的分析能力,而这分析能力往往要求掌握业务领域的用户属性特征或者事件信息。这就要求对PCF的作用范围进行扩展,不仅要在OSS域收集数据,还要在BSS域收集数据,应用的对象也要从网络域扩展到业务域。基于以上考虑,PCF需要演进到PCF+,以提供全新的服务模式、业务场景或者商业模式,如图13(b)所示。

另外,由于人工智能/大数据能力在5GC(5G core)的引入,策略管控变得更加智能化,而不是像以前PCRF基于专家系统或者规则配置功能。例如通过NWDAF和PCF/PCF+的融合,可以很

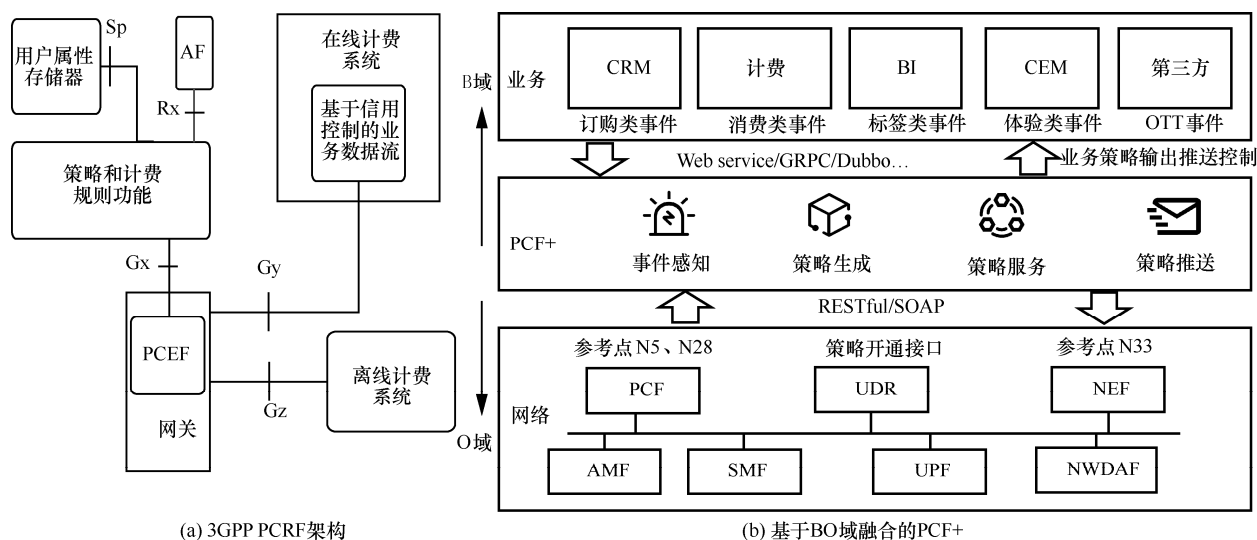


图 13 3GPP PCRF 架构和基于 BO 域融合的 PCF+

容易地实现智能化的切片体验管理、智能化 SLA 保障等功能。另外，PCF+利用网络域/业务域融合的数据（从网络域获取小区拥塞状况，从 BSS 域获取用户的等级和套餐使用情况），结合人工智能技术动态调整用户套餐设置或者推荐最优套餐，进行用户的 QoS 保障，提升用户的满意度。

3.5 通信人工智能在专网的发展案例

5G 面向垂直行业除了提供公网服务，也可提供专网服务。通信人工智能在 5G 专网中可提供一系列智能化专有服务与安全保障。按照网络资源的共享模式，5G 专网的部署分为 3 种类型：虚拟专网、混合专网和独立专网，如图 14 所示，其中虚拟专网以现有 5G 公网为基础，以切片方式实现专业用户的业务承载，并且有如下特点：

- 虚拟专网与公网享用 UPF 网元；
- 结合客户需求，专网可以通过现有虚拟连接至企业。

混合专网以 5G 公网的核心控制面及无线接入部分为基础，承载专网业务，其特点为：

- 支持用户面数据私有化，独立 UPF 和多接入边缘计算（multi-access edge computing, MEC），设备建在园区内；
- 以切片标识对用户进行接入鉴权。

独立专网与运营商 5G 公网完全隔离，其特点为：

- 采用精简化的核心网，结合 UPF 及无线基站实现独立组网；
- 专用基站保证覆盖无死角，UPF/MEC 保障专网数据下沉，保证网络独立性。

在上述 3 种模式中，通信人工智能可以在任何一种专网模式中应用，例如可以用于虚拟专网中的网络切片 SLA 保障，进行通信传输性能、质量和资源的优化。对独立专网，人工智能体验感知算法可以对用户的感知体验进行实时或准实时评估，提供精准的 QoS 组合保障服务质量，实现差异化的智能运维服务。在专网中，也可以利用联邦学习、迁移学习等人工智能技术，完成 5G 切片异常诊断模型的云化管理和持续学习优化。另外，人工智能技术也可以对专网中的无线网络性能进行实时评估^[37]，通过与垂直行业应用平台的交互，自适应调整应用层的参数设置，用于提升应用层的视频质量或者进行游戏加速。

3.6 国际标准组织对通信人工智能的发展分级定义

鉴于人工智能技术在 5G 商用以来的飞速发展，通信国际标准组织也开始对通信人工智能的

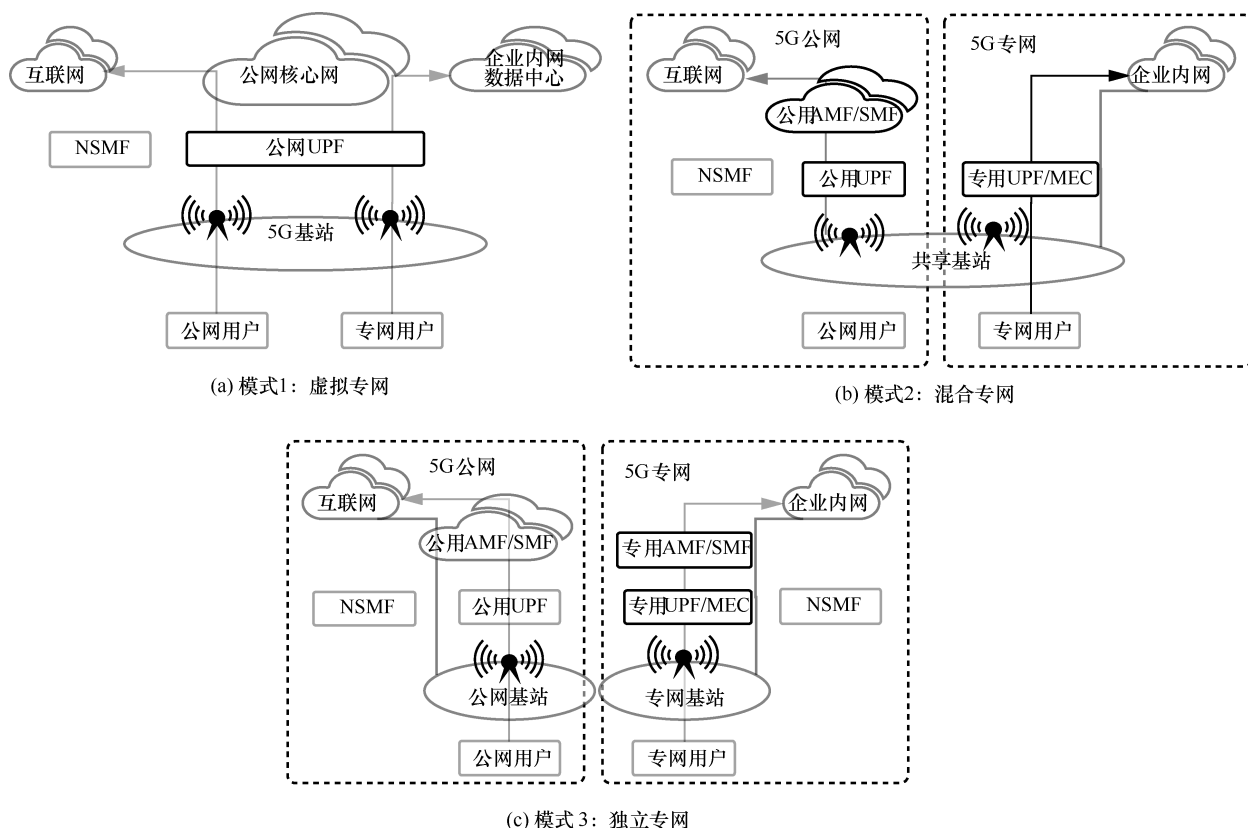


图14 5G专网的3种模式

发展成熟度进行初步的分级。智能化自治无法一蹴而就,需循序渐进。完全的智能自治网络是终极目标,但也需从自动化的重复操作手段开始,先初步实现网络运维的自动化;再对网络环境与状态进行主动感知,利用机器学习进行不断优化的决策;再从网络感知向认知发展,认知用户意图,构建

闭环的认知学习网络,最终实现从感知,到认知再到预知的闭环自治网络体,并不断自我优化与演进。具体的通信网络智能化分级体系,GSMA、ETSI、TMF等都做出了相关定义与建议^[42,113-114],各自分级标准对比见表1。

根据第3.1节~第3.5节中通信人工智能在各

表1 GSMA/ETSI/TMF 定义的网络智能化分级标准

	GSMA	ETSI	TMF
L0	系统提供辅助监控功能 动态任务手动执行	完全手工	手工运维
L1	根据现有规则执行子任务	网络管理系统生成批量的设备配置脚本	辅助运维
L2	为某些单元启用闭环运维	实现部分自治	部分自治网络
L3	基于 L2 功能感知实时环境变化 在某些领域中优化并调整自身以适应外部环境	有条件的自治 在服务生命周期的某些阶段实现自动化管理	有条件的自治网络
L4	基于 L3 功能在更复杂的跨域环境中实现对服务和客户体验驱动网络的预测 主动闭环管理	高度自治 实现业务感知、主动运维、基于 SLA 的自愈、 业务驱动的自治网络	高度自治网络
L5	拥有跨服务、域和整个生命周期闭环自动化功能 完全的自治网络	完全自治管理	完全自治的网络



表 2 通信人工智能在各通信生态系统的应用等级

	移动网络基础设施领域	网络管理领域	电信业务领域	跨领域的融合智能化	专网领域
L0	✓			✓	✓
L1	✓	✓	✓	✓	✓
L2		✓	✓		
L3					
L4					

通信生态系统的综述，结合 L0~L5 的分级体系，对通信人工智能目前在网络基础设施领域、网络管理领域、电信业务领域、跨领域融合以及垂直行业领域的应用做出等级评估，见表 2。

整体上，通信人工智能在各通信生态系统的发展与应用还处于初级阶段。在网络管理领域和业务支撑领域的某些应用，人工智能已到达了第三级别，即部分自治。例如 SON 在网络领域的自由化与自治愈合以及 AIOP 在网络运维领域的业务流程自动编排与灰度发布等。网络管理与运维本身具有大数据采集能力，算力可通过服务器集群得到保障，智能化应用场景比较明晰，例如无线节能、故障检测等，先天具备通信人工智能应用较好的基础与平台，发展相对较快。电信业务领域涉及的智能客服、智能营销等人工智能服务能力可很好地横向借鉴其他行业类似的应用经验，发展也比较快。其他生态领域的智能化进程还多处于 L0 和 L1 阶段。网络基础设施的人工智能发展还有待 NWDAF、MDAF、RIC 等实际商用效果检验，也依赖于 3GPP、O-RAN、ETSI 等国际通信标准组织未来对 AI 融入网络基础设施架构的开放程度。人工智能在跨领域的融合发展前景，也有待于人工智能与 CEM、PCF 等核心系统或网元紧耦合后发挥的效果而决定。

4 通信人工智能的下一个十年展望

移动通信的下一个十年，将全面向 B5G 和 6G 的标准演进，也将是通信与人工智能深度融合的

关键十年。结合当前 3GPP、ITU-R、ETSI 等通信技术标准的发展进程，可以预见通信生态系统中各领域通过与人工智能的深度融合，将分阶段在未来逐步实现 B5G 与 6G “完全自治”的愿景。

4.1 国际通信标准 B5G 到 6G 发展路线展望

2018 年以来，欧盟、日韩、美国和我国均开始了 6G 预研工作，例如欧盟在 Nokia（诺基亚）的带领下启动了 Hexa-X 项目^[115]，美国工业界例如 Qualcomm（高通）、Microsoft（微软）、Facebook（脸书）等联合成立了 NextG Alliance 进行 6G 技术研究^[116]。我国工业和信息化部已将原有的 IMT-2020 推进组扩展到 IMT-2030 推进组。ITU 也启动 6G 工作组 Network 2030^[117]。2020 年 2 月 19 日，在瑞士日内瓦召开的第 34 次国际电信联盟无线电通信部门 5D 工作组 (ITU-R WP5D) 会议上，针对制定 6G 研究时间表和未来技术趋势研究报告、未来技术愿景建议书的撰写等工作进行了讨论。

对于 B5G/6G 详细的发展路线，各个通信标准组织还在规划中。据白皮书^[118]以及对 3GPP 和 ITU 6G 标准工作路标的预测，2020—2023 年，即 3GPP R17-R18 标准化阶段，是 6G 技术趋势和愿景的研究阶段；2023—2027 年，即 3GPP R19-R20 标准化阶段，是 6G 频谱、性能的研究阶段；2027—2029 年，即 3GPP R21 标准化阶段，是各国向 ITU 提交 6G 评估结果的阶段。

3GPP 预计最早在 2025 年开始 6G 标准制定，并最快在 2026—2027 年即 R20 标准化窗口完成 6G 空口标准技术规范制定工作，并于 2029—2030 年，

即 3GPP R22 标准化阶段向 ITU 提交 3GPP 6G 标准。可预计 B5G/6G 将继续在移动宽带、固定无线接入、工业物联网、车联网、扩展现实(extended reality, XR)、大规模机器通信、无人机与卫星接入等用例进行空口协议演进与增强,并研究和制定更高频段例如 NR(new radio) 52.6~71 GHz、太赫兹的相关标准。另外,6G 通信标准的服务范围将从陆地扩展到卫星、海底、地下,真正实现海、地、天三位一体通信。对工业物联网等垂直行业,蜂窝窄带物联网、面向可穿戴与视频监控等中档终端、接入与回传集成演进、5G 直传空口及其演进功能、5G 非许可频段空口、定位增强、智能自组织网络、通信传感集成及其演进功能、网络拓扑增强功能等标准研究工作也将继续进行并且成熟。其中一些研究工作已经在 3GPP SA1/SA2 等工作组开展^[119]。

4.2 通信人工智能在移动网络基础设施的未来展望

人工智能在通信网络基础设施的未来 10 年展望,从无线接入网、核心网、传输网、终端 4 方面进行阐述。

(1) 无线接入网

在无线接入网中,SON 的应用场景被 3GPP 定义得非常清晰,并且先前利用的机器学习算法在产业界已取得一定成效,笔者认为 SON 在 B5G 的无线接入网领域的发展会持续加速。神经网络、增强学习等人工智能算法也将逐渐取代传统机器学习的遗传算法、进化算法、多目标优化算法等,在 SON 中自优化、自治愈的两个领域会有很大发展的空间。3GPP SA5 和 RAN3 也设立了 2 个研究课题“Study on SON for 5G”和“RAN-Centric Data Collection and Utilization for Long Term Evolution and NR”^[120-121]。除了继承了上一代 SON 的绝大多数场景用例,建议 3GPP 对 SON 的下一个关键行动是尽快定义好 SON 对 NR、5GC、OAM 和 4G 系统的接口与信令协议,使得 SON 尽快融入 5G 网络基础设施中。同时,目前 3GPP RAN3 正

在研究 SON 独立成为一个 RAN 逻辑实体或功能的可行性。如果 SON 以一个逻辑实体的形式实现,那么将有助于 SON 对无线侧进行统一数据采集与分析,并实现无线侧的参数自配置、性能自优化、故障自治愈的 SON 的三大核心功能。

除了 3GPP 在 5G 核心网侧定义的 NWDAF,欧盟 5G-MoNArch 项目组也建议在无线侧可考虑设置一个独立的人工智能分析网络功能 RAN-DAF 对 5G NR 的 CU 面进行数据分析和决策^[93]。因为无线侧的实时性,例如无线资源调度管理等,无线侧的智能分析需要实时或准实时决策,因此基于实时数据的 AI 分析需要尽在本地进行,以保证能够实现即时和动态的性能优化。RAN-DAF 将作为无线接入网的人工智能与数据分析网元,具备收集和监控无线侧 UE 和 RAN 的数据,包括信道质量指标(channel quality indicator, CQI)、功率水平(power level)、路径损失(path loss)、无线链路质量(radio link quality)、无线资源使用率(radio resource usage)、调制与编码方案(modulation and coding scheme, MCS)、无线链路控制(radio link control, RLC)和缓冲状态信息等。MoNArch 建议 RAN-DAF 将这些信息送往 RCA(ran controller agent)-MoNArch 定义的 RAN 侧控制器,相当于 O-RAN 定义的 RIC, RAN-DAF 与 RCA 共同决策对无线侧质量进行优化,例如弹性无线资源控制、切片可感知的 RAT(radio access technology)选择、跨切片的无线资源管理等。由于 RCA 在 3GPP 里没有相对应的功能,因此一个比较现实的选择是在 RAN 侧仅设置 RAN-DAF,以 SBA 的形式,通过跨领域消息总线与核心网侧互联。RAN-DAF 与 NWDAF 和 MDAF 的接口描述如图 15 所示。目前,5G-MoNArch RAN-DAF 尚未形成 3GPP 标准网元定义,未来是否承担 RAN 的控制或管理功能,或承担部分 SON 的功能,都还没有确定。建议 RAN-DAF 或 SON 的独立逻辑虚拟功能,取其一即可。

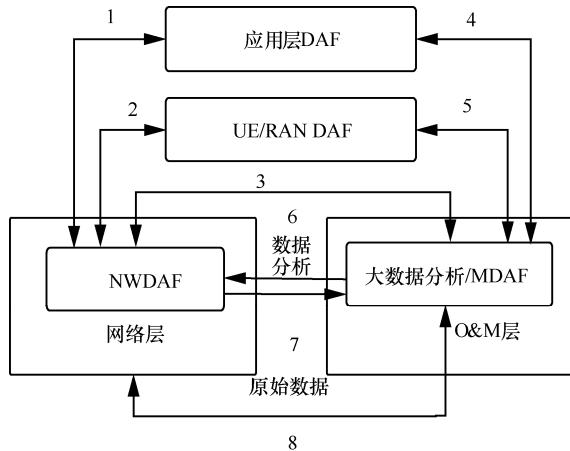


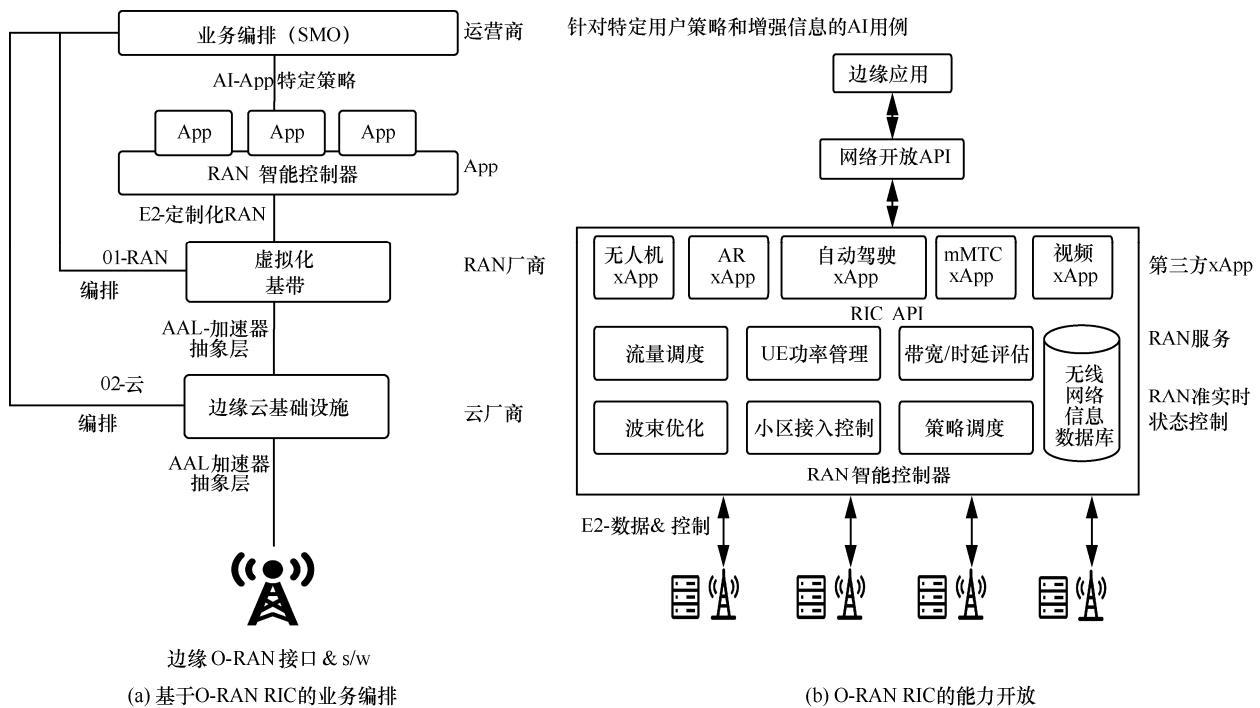
图 15 5G-MoNArch 定义的数据分析框架

O-RAN 的 RIC 将会持续演进与加强,尤其在面向不同 App 类型时的智能策略控制,用于帮助运营商在业务编排层实现基于 App 特征的业务编排。RIC 将感知 App 类型,南向根据 App 特征,利用第三方的 xApps 进行相应 App 的无线资源管理,北向根据 App 类型通过网络开放 API (application program interface) 与边缘应用服务器进行交互,如图 16 (a) 所示。RIC 的能力开放与

增强的无线资源管理功能会包括,例如多个 O- RAN 设备之间的数据共享、无线切片的 SLA 保障、车联网/无人机的无线资源优化、动态频谱共享、与 MEC 结合满足垂直行业的业务需求^[122],如图 16(b)所示。对于 O-RAN 定义的 SMO(service management and orchestration),在功能架构和接口逐渐成熟后,可支持更强大的无线云运维管理以及非实时 RIC 功能。

(2) 核心网

NWDAF 作为核心网的 AI 网元,在未来将具备增强的网络性能优化与用户体验优化能力,在域内实现自治和智能化服务。随着与核心网周边网元接口全面互通(例如其他 NF (network function)、AF (application function) 和 OAM 等)以及数据软采集能力实现,NWDAF 将可以全面、实时地参与核心网控制面的决策控制^[123]。例如 NWDAF 与 NSSF 和 PCF 合作,PCF 可根据 NWDAF 的切片级分析结果做出策略执行决策,NSSF 可根据 NWDAF 的负载分析做出切片选择。



(a) 基于O-RAN RIC的业务编排

(b) O-RAN RIC的能力开放

图 16 基于 O-RAN RIC 的业务编排和 O-RAN RIC 的能力开放

NWDAF 一个新用例是“UE 驱动的分析共享”。在这个用例中, UE 端的信息(例如用户定位信息、用户画像信息等)帮助 NWDAF 做网络切片的智能决策。其关键功能是 NWDAF 如何收集 UE 级别的信息, 以及 NWDAF 如何使用 UE 信息做分析后再将分析结果提供给其他 NF。与 NWDAF 相关的研究项目还包括基于 NWDAF 协助的 QoS 保障、话务处理、个性化移动性管理、策略决定、QoS 调整、5G 边缘计算、NF 的负载均衡、切片 SLA 保障、可预测的网络性能等。这些功能如果在 NWDAF 未来实现, 将大大提升 5G 核心网智能化的程度。NWDAF 的跨领域互动也是一个值得推进的方向。

3GPP SA5 也在研究 NWDAF 如何将分析功能赋能给 OAM 或 RAN。另外, NWDAF 将参与与 MEC 的融合, 通过 MEC 支持垂直行业的应用, 为更多的垂直行业应用赋能。作为网络领域关注的安全问题, 可以期待 NWDAF 也将继续增强相关功能, 例如 NWDAF 会监控终端或者网络的异常行为, 发现异常会及时向相关 NF 或者 OAM 进行汇报, 采取相应的保护策略或措施。NWDAF 在一些关键信息传输上, 例如 AI 算法模型, 也可结合区块链等技术进行溯源和安全保障。NWDAF

与 MDAF/RAN DAF 的融合架构如图 17 所示。

(3) 传输网

未来 10 年, SDON/CON 与人工智能结合更加紧密, 将会逐渐实现“零接触”的认知光网络, 实现光网络的完全自动化管理和控制。基于光网络的运维知识图谱将逐渐成熟, 可以通过它快速定位传输问题, 预测传输性能, 进行传输参数的优化。对于传输的具体指标, 例如调制阶数、误差修正、波长容量等, 可以利用人工智能技术进行最优配置, 保障传输的性能。

基于 IPv6 的应用将逐渐走向成熟, 人工智能在网络路由、承载网的 SLA 保障、确定性网络方面发挥关键作用, 实现 IPv6 乃至 IPv6+ 的智能 IP 网络, 满足 B5G/6G 业务场景的个性化需求。

在云网融合方面, 云网边端的算力资源将实现完全分布式的架构, 按照业务需要提供无缝、高质量的算力资源, 为终端、边缘的高阶人工智能应用提供资源保障。弹性算力网络/动态的云网融合成熟后, 也会出现新的提供云计算服务的商业模式, 可以利用区块链的智能合约等进行安全保障, 解决用户的隐私问题, 实现网络和计算资源的可变现能力。

另外, 网络切片是跨无线网、传输网和核心

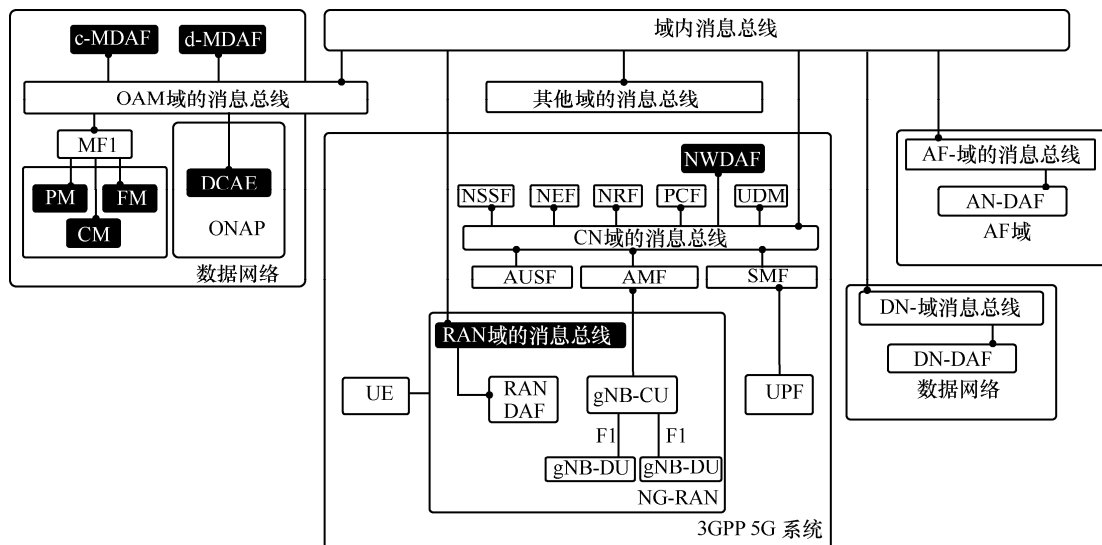


图 17 NWDAF 与 MD/RAN DAF 的融合架构



网等多领域的技术，需要各个领域高效合作。其中，传输网络是连接各个领域的物理基础，传输资源的合理编排与支持在切片的 SLA 保障中至关重要，可以预计未来人工智能在端对端切片 SLA 保障领域将逐渐成熟。

(4) 终端

终端和网络基础设施的连接通过空中接口 (air interface) 与无线网络进行交互。基于终端，面向未来网络基础设施的人工智能主要应用在终端和芯片的无线感知功能中，即通过基于终端和芯片的人工智能技术对无线环境和内容的感知来优化无线接入的开销和时延等性能。通过基于终端的人工智能实现无线感知表现在以下 3 个方面^[124]：频谱与接入感知，即某一终端可以检测其他终端的行为，可使 5G 系统性能拥有更好的接入和调度效率；内容感知，即从 RF 信号、传感器或话务行为数据中推测与分析得到用户的内容，例如位置、速率、移动性等用于优化终端的性能与使用体验；无线环境感知，通过监控信号传播与反射模式等来检测姿势、行动和某一物体等来催生新的场景案例。

基于终端的人工智能对未来 5G 网络系统的赋能体现在以下 3 个方面：第一，增强终端体验，智能化的波束成形和功耗管理可优化速率、稳健性和电池寿命；智能化的波束成形可利用深度增强学习来实现，通过对位置、速率和其他环境与应用参数的感知来提升网络的稳健性与速率；能耗节省方面，利用终端基于人工智能的内容感知来权衡性能与功耗。第二，改善 5G 系统性能，主要表现在智能化的链路自适应，通过基于位置的无线干扰预测可使系统速率和频谱效率得到改善；智能化的网络负载优化，通过基于终端的人工智能推理可以使原始数据需要在全网传输的负荷降低；智能化的无缝移动性，以终端为中心的移动性管理通过终端人工智能和传感器可以更好地预测网络切换行为与时机。第三，改善无线安

全性，利用终端的人工智能技术可以即时地在本地检测和防御恶意的基站欺诈、恶意干扰等安全危害行为。

4.3 通信人工智能在网络管理领域的未来展望

通信人工智能在网络管理方面的发展将从多个方面进行，例如国际标准化组织定义的 MDAF、ENI、随愿网络或者运营商的运维体系。另外，在网络 AI 信令体系、网络数字孪生、编排系统方面也会得到大力发展。

(1) MDAF

可以预计 3GPP 从标准角度在 SA5 工作组继续 MDAF 的持续演进，对与运维相关的管理面智能化功能进行增强。在 SON 的注智方面，MDAF 在覆盖增强、资源优化、故障检测、移动性管理、能量节省、寻呼性能管理、SON 协作等多个场景方面的应用逐渐成熟。例如 MDAF 提供更精准的覆盖分析能力，并且指出覆盖问题产生的原因，从而指导基站调整参数，保证用户的业务体验不会降低。MDAF 也会更精准地分析 RAN 用户面的拥塞情况，指出导致拥塞的原因，并且提供相关的策略建议。MDAF 会提供更精准的资源利用方面的分析报告，并且提供解决资源利用问题的策略建议。在 SLA 的关键参数上，例如时延、可靠性等，MDAF 也会进行精准的分析 and 提供改善实验性能的建议。在故障管理方面，MDAF 会进行更精准的故障定位，提供相关的行动建议。MDAF 也会在用户的移动性管理上提供精准的策略建议，提高用户的切换成功率和网络效率。对于切片的管理提供更强大、更智能化的服务，可以精细地管理切片的各项性能指标，保障 SLA 的参数。另外，MDAF 和网络设备（例如 NWDAF）交互方面也将得到完善。

(2) ETSI ENI

目前 ENI 系统定义了功能架构，但是对接口的具体定义尚未开始。可以预测 ENI 工作组将定义相关的接口，让 ENI 在部署和应用方面

更有参考意义。另外,数据的处理机制如何与 ENI 架构相结合、在运营商系统中如何部署 ENI 以及 ENI 和其他智能化网络单元如何协同、意图策略如何表达和管理、流信息遥测等方面,可以预计相关的工作也会逐渐展开,相关的场景/功能定义将变得逐渐完善。下一个版本的 ENI 将在智能化应用场景和落地方面进行相应的增强。

(3) 随愿网络

目前,中国电信开展了随愿网络的研究。3GPP 和 ETSI 等开始定义 IBN (intent based networking) [97,125], 均旨在定义更智能的网络自动化管理机制。3GPP TR28.812 中描述意图管理 (intent driven management, IDM) 消费者发送意图请求给 IDM 的提供者 (生产者), IDM 提供者提供相关的网络配置,如图 18 所示。同时, IDM 的提供者会监控网络状态,监控消费者的意图是否得到满足。如果不满足,将重新进行意图评估和参数调整。

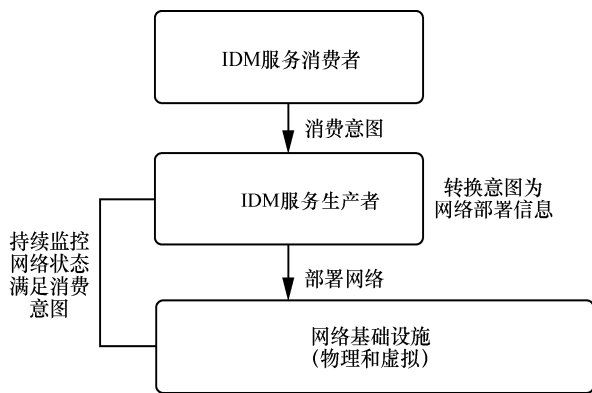


图 18 意图管理

可以预计意图驱动的管理服务将在今后 10 年持续演进和成熟,为运营商进一步减少管理复杂度和对底层设备的知识需求,同时在跨多厂商的场景增加网络管理效率。3GPP SA5、ETSI ENI 等标准化组织将持续这方面的工作,例如定义合理精准的意图表达、自动化机制、意图的生命周期管理等。关于应用场景,预计在网络服务开通、

切片资源利用优化、切片性能保障、网络优化、网络容量管理、网络功能部署等方面会逐渐增强和完善。

(4) 网络 AI 信令体系

5G OSS 网络中台体系的网络人工智能平台可认为是一个面向网络管理与运维功能的 AI 平台与引擎。网络 AI 平台需要和南向各数据采集网元或模块及北向 5G OSS 的各个业务系统 (例如网络编排、网络性能、网络资源、网络故障) 通过一种标准的命令体系进行互联互通,定义为网络 AI 信令体系。

和 4G/5G 网络信令体系专注各网元的互联互通与交互管理不同,网络 AI 信令体系是网络 AI 中台或平台与其南北向各接口及其相连接的各网元、OAM 模块、OSS 各系统的一整套标准的互联互通及 AI 交互管理命令体系,包括网络人工智能管理命令的定义、网络人工智能命令流在各接口之间的上传、下发机制,网络人工智能分析结果的执行机制,网络人工智能鉴权、授权等机制,网络人工智能算法的训练、推理、发布、部署机制,网络人工智能算法计算、存储资源管理,网络人工智能命令的监控、安全等。

典型的网络 AI 信令接口如图 19 所示,包括网络 AI 中台与 3GPP SON 系统、3GPP NWDAF、O-RAN RIC、ETSI ENI 等系统的 AI 数据采集与 AI 命令执行接口,也包括网络 AI 中台面向 5G OSS 各个系统 (例如网络编排、网络性能、网络资源、网络故障等) AI 数据采集与 AI 命令执行接口。一个典型的小区话务量异常检测的网络 AI 信令流程示意图以及相应的网络 AI 信令包结构如图 20 所示。

(5) 网络编排

网络的软件定义与云化趋势下,网络功能 (NF) 管理将由软件定义的管理程序接管,并从面向专有硬件,向共享的计算与通信资源池的虚拟化转型。因此,传统上相对固态的 OSS/BSS,

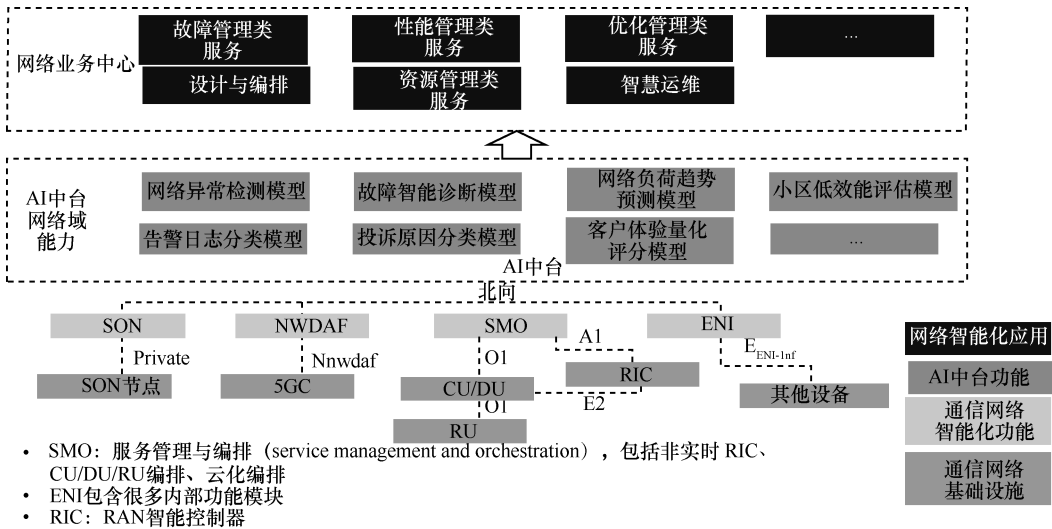
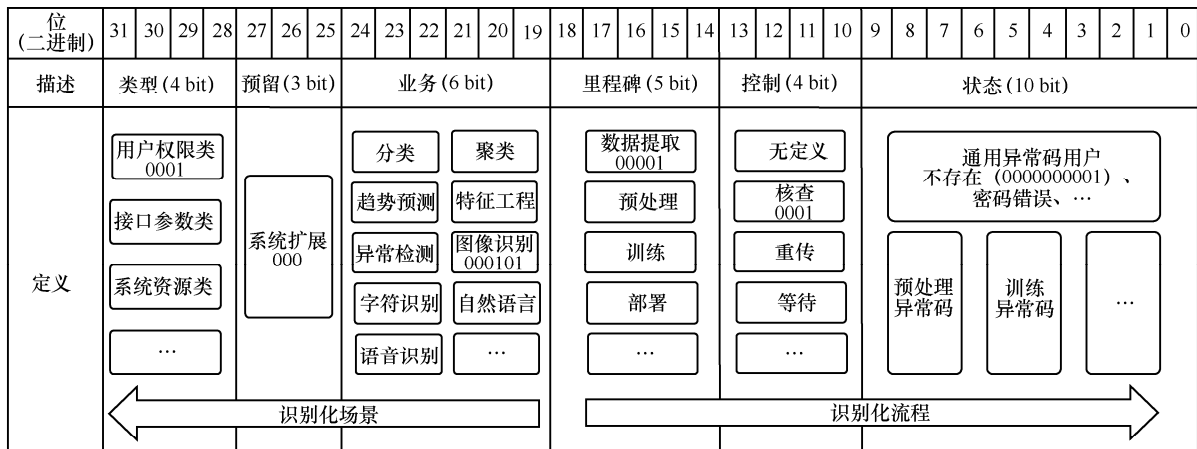
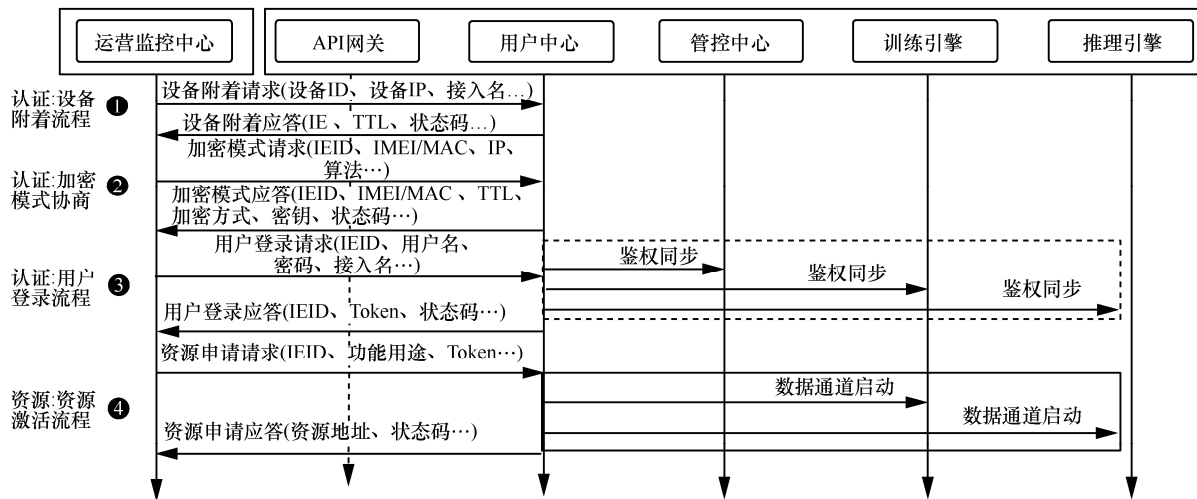


图 19 网络 AI 信令接口



(a) 网络AI信令包结构



(b) 小区话务量异常检测网络AI信令流程

图 20 典型的网络 AI 信令包结构和小区话务量异常检测网络 AI 信令流程示意图

除了管理功能,网络的编排能力在未来网络技术演进中也将发挥至关重要的作用。ETSI 早在 2014 年初步发布了 NFV (network functions virtualization) 的管理与编排标准规范,初步定义了 NFV 环境下管理与编排 MANO 的功能架构^[126]。随着通信人工智能面向网络编排的嵌入 (built-in), 业界有必要将网络编排在 5G 后续的演进路线出落清晰,同时明确人工智能功能与网络编排功能的逻辑与物理连接关系。如第 3.2 节所示,网络编排是运营商网络管理体系中非常重要的功能。网络的连接与构建、网络资源调度编排、网络工作流程以及业务需求转译这些主要功能,分别对应网络(拓扑)编排、网络资源编排、网络业务编排 3 部分。在 5G OSS 中,网络业务编排甚至可独立成一个子系统,主要负责 5G 各个虚拟网络功能(virtualized network function, VNF)构成的网络切片业务的编排与管理。基于 SLA 的切片智能管理将是通信

人工智能在网络业务编排中的主要应用场景。而针对网络业务,例如切片质量的保障与优化,又牵涉底层网络资源对上层业务的即时性与智能化编排支持,此时网络资源编排功能对于上层网络业务编排功能起到保障与支撑作用。在这里,网络资源的编排未来需要做到 3 个弹性(elasticity): 计算弹性,即在设计与规模化 VNF 做到计算弹性;通过灵活设置 VNF 实现基于编排驱动的弹性;通过跨切片资源供应机制实现切片可感知弹性^[127]。基础的网络资源编排功能在 ETSI MANO 里已有定义,但未来如何基于 SLA 或 ELA (experience level agreement, 体验质量协议),实现网络资源与网络业务的联合编排,并明确 AI 与网络编排功能的逻辑与物理连接,ETSI ENI 目前提供了一个参考架构,可供业界继续推动演进^[127],如图 21 所示。

与此同时,灵活性差、自动化能力弱的存量

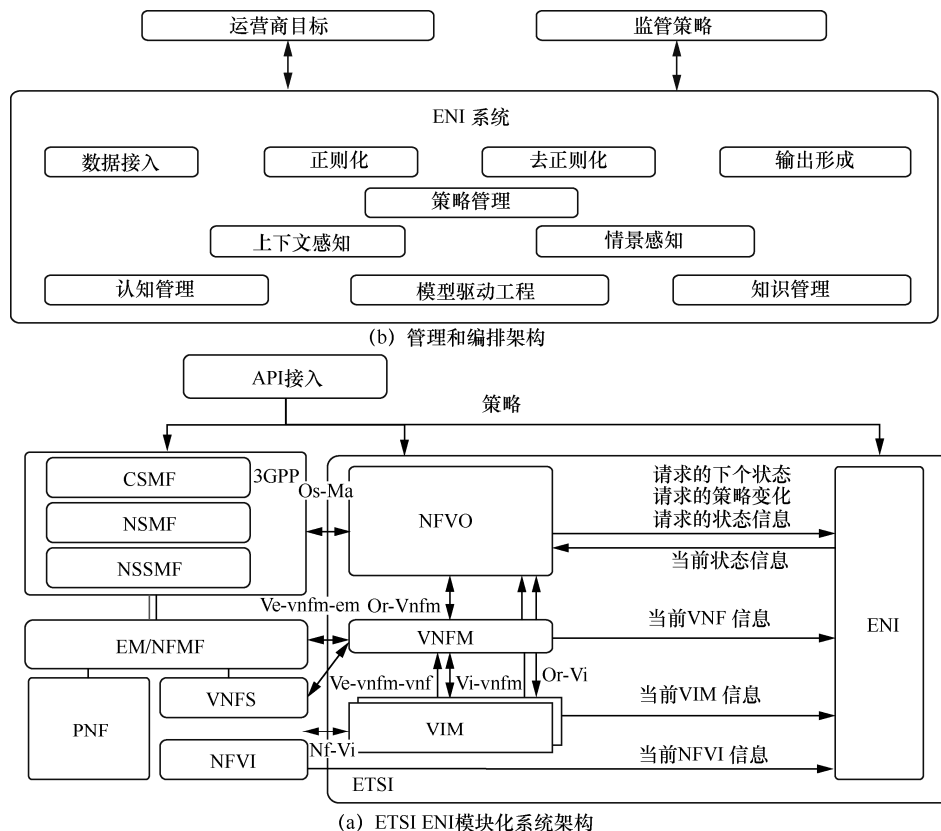


图 21 ETSI ENI 架构及其与 ETSI NFV MANO 框架的交互



传统网络在被完全替换之前，与支持网络拓扑、资源、业务智能化编排的新型网络如何共存与协同工作，是业界需思考的一个问题并需尽快形成一致行动目标。例如，传统网络业务（例如专线）如何与实现自动化和相对标准化的编排规则流程，并与新型 5G 网络编排系统统合。

目前，全球运营商的网络自动化与智能化编排能力还处于初级阶段，在技术和标准层面都需进一步完善。可以预计随着通信人工智能和网络编排系统深度融合，网络（拓扑）编排、网络资源编排、网络业务编排三大能力将得到持续改进。尤其，以 SLA 或 ELA 最优化作为收敛条件，人工智能在网络业务需求和网络拓扑构建与资源保障之间的翻译、转译和主动与弹性匹配上将扮演重要角色。标准层面，可预计 3GPP、ETSI 等标准化组织也将逐渐完善相关的场景、接口、流程定义。

4.4 通信人工智能在电信业务领域的未来展望

对于 BSS 智能化/管理财务领域，可以预计今后 10 年 AI 将在客户管理、套餐推荐、财务智能管理领域全面赋能，并且实现从初级到高级的过渡。从面向客户建立以人为本的全面客户体验，到面向电信运营企业建立更加运转高效的业务运营过程，直至新业务、新模式、新技术的快速创新兑付，都将起到关键作用。下面将从客户运营、业务运营、业务模式和运营模式 3 个角度进行说明。

（1）客户运营

从客户运营来看，电信运营企业已经完成从以客户为中心发展到以客户体验为中心的全面客户体验阶段。电信运营企业不仅关注面向客户提供营销、销售、服务过程中的精细化运营和服务满意度提升，更将客户在网络、业务使用过程中的体验作为重要指标加入全面客户体验体系进行统一评估。通过收集、汇聚、关联、挖掘客户在渠道接触、网络服务、业务使用过程中的体验，建立以客户为中心的全面旅程体验。在此基础上，

结合人工智能算法辅助，将进一步满足客户在更多细分场景的需求，同时进一步提升智能化、自动化互动能力，形成以客户为中心的全面客户体验。

（2）业务运营

从面向电信运营企业业务运营来看，目前电信运营企业已经基本完成流程的端到端数字化升级，正在通过利用大数据、人工智能等植入现有流程中，完成业务处理过程的智能化，进一步提升业务运营效率。随着机器流程自动化（RPA）、智能业务流程管理套件（intelligent business process management suite, IBPMS）等技术的引入，预计未来人工干预的业务过程将进一步减少，流程运转效率进一步提高，同时成本进一步降低。随着 AI 被引入运营商风控体系，收入保障能力进一步提升，欠费风险将进一步降低，运营商可以结合自身风控预期，开展更多的创新型业务。这将进一步推动电信运营企业更加健康向上的现金流。

（3）业务模式和运营模式

从目前电信运营企业业务模式和运营模式来看，针对大众市场以重资产模式投入，采用按量计价的方式已经很难满足高速发展的需要。而传统的采用人工方式针对大众市场采用大颗粒度细分客户群的进行产品制定、计价模式制定的方式也很难满足未来用户场景化、个性化的要求。因此运营商需要充分利用 AI 能力，以虚拟专家/个人助手的方式进行针对更细力度的市场细分和业务运营，配合智能化工作流和智能化风控体系，面向客户推动“一客一策”“千人千面”的业务产品和服务，进一步通过创新业务产品和运营模式提升创新。

4.5 通信人工智能在跨领域融合智能化的未来展望

对于跨网络与业务领域的融合智能化，预计未来 10 年 CEM 和 PCF+ 的架构与功能会持续发展，客户体验感知体系会从 SLA 往 ELA 体系演进。

(1) 用户体验感知的增强与 SLA 往 ELA 的演进

20 世纪 90 年代以来, ITU、ISO 等国际标准组织定义的服务质量 (QoS) 体系^[128-129]被绝大多数通信运营商采纳用于与其用户签订的服务质量协议 (SLA) 中。传统的 QoS 是以技术为驱动的, 尤其以网络与业务性能指标来定义服务质量^[130-131], 即网络中的指标被纳入 SLA 中。由于传统 QoS 无法真实体现用户在使用网络业务的体验与感受, 近些年服务质量体系逐渐向以用户为中心的体验质量 (QoE) 体系发展与演进。ITU 把 QoE 定义为被末端用户可主观感知到的某个应用或业务的总体可接受程度^[131]。

当前的 SLA 体系下, 通信运营商给用户提供的服务级别是尽力而为 (best effort)。例如带宽 100 Mbit/s 通常指“在理想情况下速率最高达到 100 Mbit/s”。这种尽力而为的服务以及技术视角的 KPI 很难与用户的体验质量直接关联起来。同时, 当用户为服务付费时, 对服务的稳定性与质量总是由主观认定的应大于或等于其支付成本的一个预期。随着 CEM 的 QoE 的算法体系在未来逐渐成熟与完善, 通信运营商将可以利用 QoE 算法体系来预测性评估和主动性管理用户的体验预期。因此, 传统面向用户的 SLA 体系向基于 QoE 的 ELA 体系演进也势在必行。将 ELA 定义为“一种特殊的 SLA, 即在客户清晰了解某种服务前提下, 用户对使用某服务的体验形成的一种基于质量等级的共识”^[124]。

图 22 描述了通信运营商、内容提供商、toB 用户和 toC 用户的服务质量保障对应关系^[124]。ELA 主要面向 toC 用户与运营商和内容提供商。在当前的业务模式下, ELA 主要是网络服务加上基于内容质量的混合 ELA 模式。即一整套 ELA 体系中包含了网络服务质量与应用层的体验质量。当前, 用户很难界定清楚体验的下降是在网络侧还是在应用侧。而未来的 ELA 体系应该基于图 22 (b), 即构建 toC 用户面向网络侧与应用侧

独立的 ELA 体系。对于用户来说, 在 QoE 感知区域, 打破一切归结于“网络不给力”的体验质量黑盒, 可以更加明晰不同服务提供方提供的体验质量各自的优劣。同时, 内容提供商为保障更好的 QoE 给 toC 客户, 也可更加清晰地定义与通信运营商 ISP 的 SLA 中各项 QoS 要求。

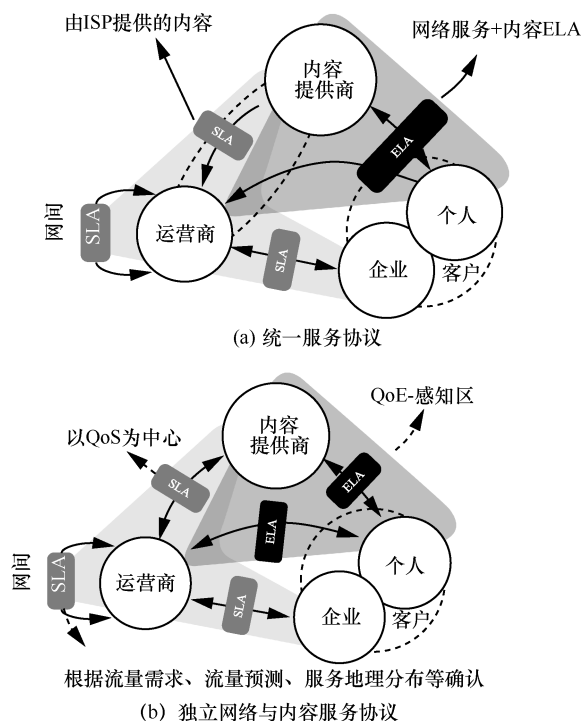


图 22 利用 SLA 和 QoE 概念构建 ELA 生态

(2) CEM 的架构演进

由于 CEM 的数据来源自多个领域: 网络 OSS 域、业务 BSS 域以及应用层。“数据合规”和“数据孤岛”让 CEM 在多方面数据汇聚变得极具挑战性^[132]。为兼顾“隐私安全”和“数据融合”双需求, 基于跨区域构建 CEM 模型的思想被提出。实现跨区建模最常用的方法有两种: 迁移学习 (transfer learning, TL) 和联邦学习 (federated learning, FL)。通过对海量数据进行大规模训练, 获得一个普适性强的预训练模型 (pre-trained model, PM), 再将预训练模型搬移小规模数据的应用场景, 利用小规模数据对预训练模型进行微调, 从而实现模型性能的显著提升^[133]。这种思想



可以用来构建 CEM 模型,如图 23 (a) 所示,通过某通信运营商企业的数据训练得到 CEM 的基础 PM,再利用场景业务数据微调 PM,从而获得场景化的 CEM,同时避免了数据的直接融合。

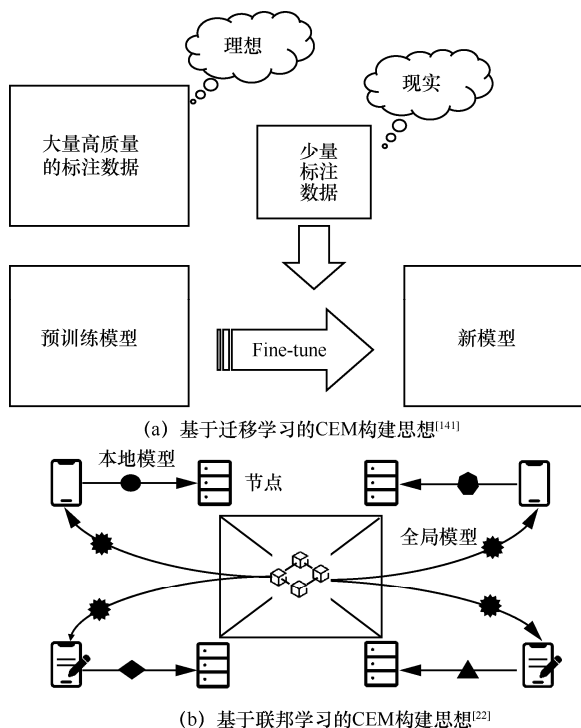


图 23 基于迁移学习和基于联邦学习的 CEM 构建思想

2017 年,一种专门针对碎片化数据的联合建模方法联邦学习被提出^[22],联邦学习非常适合于 CEM 建模的场景。联邦学习采用了“数据不动,模型动”的建模思想,很好地规避了用户体验数据的隐私安全问题,同时它还是一种多方安全计算技术,很好解决了用户体验建模的数据割裂问题,如图 23 (b) 所示。整个联合建模过程,各方的数据都不出库,保留在了本地,因此,基于联邦学习技术的用户体验感知方法是安全可控的和稳定的,大大提升联合模型的准确性和评估的全面性。

(3) PCF+的演进

对于 PCF+的后续演进版本,可以预计 PCF+通过与 OSS 域和 BSS 域的交互,向用户提供更精准、更实时、差异化的策略控制,如图 13 所示。

PCF+可以统一 B 域策略,并且在提供策略控制的过程中保证服务的可靠性和实时性。对于网络侧的策略控制,PCF+可以实时、动态地控制用户 QoS 参数和进行会话管理,保证服务质量。由于 PCF+有了 O/B 域拉通的能力,对用户的策略控制变得更加个性化,可以进一步挖掘出有附加价值的场景,实现 B5G/6G 的业务愿景。

从 PCF+的部署方式来讲,可以部署在 O 域,也可以部署在 B 域,针对不同的领域进行服务。不同域之间的 PCF+相互交互,获取其他领域的的数据信息。PCF+的部署也可以根据网络实际情况,按照层次化的 PCF+架构进行部署。

4.6 通信人工智能在专网应用的未来展望

5G 的核心价值之一在于面向企业 toB 的专有应用,可预计,今后 10 年,在垂直领域(例如车联网、智能制造、高清视频/VR/AR、远程医疗、智慧城市),通信人工智能将帮助企业实现高级智能乃至完全智能化的专网功能。

虽然,从目前来看,5G 专网在工业互联网领域已经有了一些部署案例,有效推动了 5G 在垂直行业的应用和生态建设,不同部署形态的专网也可以适用多样化的网络需求,但距离垂直行业的需求还存在较大差距。可以预计未来 10 年,通信人工智能通过与 MEC、业务的结合以及算法的成熟,可以完全满足垂直行业对于高质量通信和网络安全的要求,例如联邦学习、迁移学习等较前沿的人工智能技术将帮助专网解决数据安全隐私、数据量匮乏等问题,利用人工智能技术感知业务变化,优化无线网络参数从而保障业务传输质量,将专网真正地变成高性能、安全可靠的专网。

5 未来可期: 下一个十年, 通信智能化的全面推进

面向 6G 的演进过程中,3GPP 遵循 2~3 年一个 Release 的节奏,在未来 10 年将有望从 R17 演进到 R21 版本。当前,ITU-R 也开始了 6G 技

术趋势与愿景的研究,有望在 2027—2028 年制订 6G 的正式标准规范。在 3GPP 与 ITU-R 技术标准演进的过程中,移动通信各个功能领域(核心网、无线、传输、网络管理、业务支撑、网络应用等),通过与人工智能各自不同程度的耦合发展,将在未来 10 年分阶段逐步到达通信生态系统中智能化的高阶阶段,如图 24 所示,将最终实现 B5G/6G 愿景中的通信自治与全智能化的目标。

人工智能面向通信网络基础设施,在未来 3~5 年内, NWDAF 将在 5G 核心网络中逐渐成熟商用;无线与核心网络优化也将借助 SON 实现以人工智能为驱动的智能网络优化目标。SON 的商用部署方式将有可能以独立 SON 系统部署或融合进入 5G OSS 系统实现, RAN-DAF 是否以独立网元形式定义还未有定论。未来 5~10 年,随着 O-RAN 的逐渐商用, RIC 作为开放无线网络的智能控制器也将实现商用部署。

人工智能面向网络管理与运营,在未来 3~4 年中, MDAF 实现网管层面的部分数据分析功能。随着网络中台体系的建设,面向网络人工智能的网络 AI 中台将会在部分运营商的 5G OSS 中实现商用部署。网络 AI 信令体系作为人工智能与

网络交互的语言,将 AI 能力注入网络生态系统中。未来 5~10 年,随愿网络和 ETSI ENI 网络体验与感知体系将逐渐成熟,会在 5G 中后期的网络基础设施架构中得到应用。数字孪生技术将与网络仿真和人工智能相结合,将网络全生命周期的规、建、优、维实现孪生化与智能化管理。

人工智能面向电信业务与支撑,部分通信运营商构建的技术中台体系将在未来 3~5 年内全面商用与成熟。其中,人工智能平台板块将作为 AI 面向 BSS 领域注智与赋能的载体,全面推动客户运营与业务运营的智能化。因为垂直行业中类似通用的应用经验,电信业务涉及的某些细分领域(例如智能客服、智能营销、智能推荐等)在未来的 5~10 年内会加速发展,可能提早实现到达 L4 或 L5 的高度智能化阶段。

人工智能面向跨 BSS 与 OSS 领域的融合智能化, CEM 与 PCF 会沿着 BSS 与 OSS 域融合的演进路线发展。其中, CEM 将结合网络与业务的数据,在客户全生命周期旅程中实现对客户的网络与业务体验感知的闭环管理。由于涉及跨领域数据使用, CEM 未来架构可选择联邦学习来实现。客户体验与感知管理体系会从 SLA 往 ELA 体系

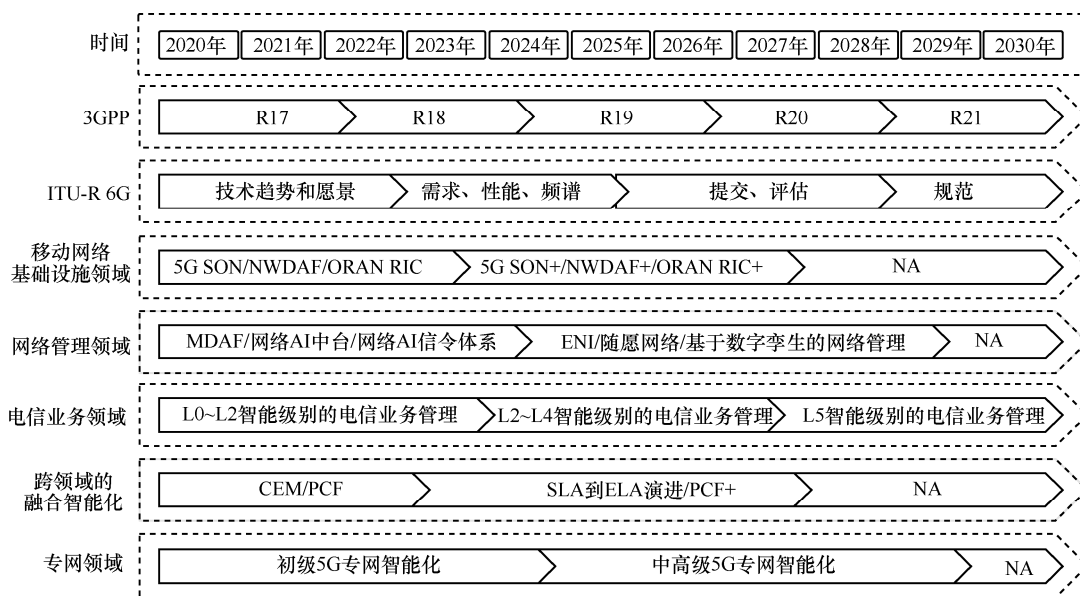


图 24 通信人工智能的未来 10 年展望



演进。PCF 通过与 OSS 域和 BSS 域的交互,可以面向网络、业务、客户提供精准、实时、个性化的策略与服务。

垂直行业专网在未来3~4年内属于商用建设初期,主要部署模式以虚拟专网的形式实现。因此人工智能面向虚拟专网的应用将聚焦在 5G 专网切片的 SLA 保障、切片资源智能调度与优化以及无线专网覆盖与性能优化等。在未来的5~10年,混合专网和独立专网会逐渐部署并成熟。人工智能对独立或混合专网的应用将会聚焦在 toB 业务精准 QoS 保障、toC 业务感知体验实时评估优化、智能网络智能运维 AIOP 等。另外,人工智能技术通过与垂直行业的专网应用平台 MEP (multi-access edge platform) 的交互,自适应调整应用层的参数设置,保障边缘应用的服务质量。人工智能在行业专网的初级智能化阶段主要面向性能、质量与运维保障的智能化,在中高级智能化阶段更加面向高可靠、低时延、多并发连接的智能化控制与管理。

在未来,通信人工智能系统的应用在安全性、鲁棒性、可解释性等方面将进一步加强。尤其是人工智能中的联邦学习、区块链、隐私计算的技术组合,预计在通信生态各系统中会得以发展,用于解决通信生态系统与垂直行业之间的数据孤岛和安全隐患问题:联邦学习模型涉及多方数据的共享训练,由联邦中心负责密钥管理和模型梯度管理,需定期对联邦中心进行审计;区块链技术解决共识和可信问题;模型的训练、推理、角色对齐均上链,通过智能合约、共识计算等实现多方合作的可信网络,且能在多方联邦情况下以区块代替中心节点的作用。

面向 6G,通信人工智能将促进空、天、地、海多维度的生态系统智能化融合。由于 6G 通信生态系统在空间维度的扩展,将催生更多场景。通信人工智能将解决多个生态子系统的跨层优化、联合优化等多项式复杂程度的非确定性 NP-hard

(non-deterministic polynomial-time hard) 问题。

当前,人工智能在通信生态系统中的架构融合与功能应用在 3GPP、ITU-R、ETSI 中均已标准化定义。通信人工智能在 5G 的商用进程正处于早期阶段,尤其是通信人工智能相关的网元(例如 3GPP NWDAF 或 O-RAN RIC)都在处于测试阶段,极少在 5G 网络中商用。目前,通信人工智能面向网络管理、业务管理以及应用层的应用较多,也取得了阶段性的成效。笔者呼吁通信行业建设者们进一步开放网络标准化接口,给予人工智能对网络基础设施、网络管理运维系统、业务支撑系统等全面赋能、注智的机会,将 5G 与 AI 作为通用目的技术组合的潜力在通信生态系统内与垂直应用中全面释放。

参考文献:

- [1] LI R P, ZHAO Z F, ZHOU X, et al. Intelligent 5G: when cellular networks meet artificial intelligence[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(5): 175-183.
- [2] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast-learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [3] LANDES D S. The unbound prometheus: technological change and industrial development in western Europe 1750 to the present[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1976.
- [4] ROSENBERG N. Inside the black box: technology and economics[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.
- [5] BRESNAHAN T F, TRAJTENBERG M. General purpose technologies 'Engines of growth'?[J]. Journal of Econometrics, 1995, 65(1): 83-108.
- [6] LIPSEY R G, CARLAW K I, BEKAR C T. Economic transformations: general purpose technologies and long term economic growth[M]. New York: Oxford University Press, 2005.
- [7] The Bureau of Communication and Arts Research, Australian Government. Impacts of 5G on productivity and economic growth[Z]. 2018.
- [8] Ministry of Internal Affairs and Communications, Japan Government. Information and communications in Japan[R]. 2019.
- [9] PRIEGER J E. An economic analysis of 5G wireless deployment: impact on the U.S. and local economies[R]. 2020.
- [10] TEECEI D J, DASGUPTA K. 5G mobile broadband: the economic potential and policies that maximize it[Z]. 2017.
- [11] Qualcomm. 5G+AI: the ingredients fueling tomorrow's tech-

- nology innovations[Z]. 2020.
- [12] SHAFIN R, LIU L J, CHANDRASEKHAR V, et al. Artificial intelligence-enabled cellular networks: a critical path to beyond-5G and 6G[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(2): 212-217.
 - [13] MCCARTHY J, MINSKY M, ROCHESTER N, et al. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955[J]. *AI Magazine*, 2006, 27(4): 12-14.
 - [14] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088).
 - [15] YASNITSKY L N. Whether be new “winter” of artificial intelligence[C]//*Proceedings of International Conference on Integrated Science*. Cham: Springer, 2019.
 - [16] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//*Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2012, 1(11): 1097-1105.
 - [17] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. New York: ACM Press, 2014.
 - [18] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. *Nature*, 2015, 518(7540): 529-533.
 - [19] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. *arXiv:1810.04805*, 2018.
 - [20] BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[J]. *arXiv: 2005.14165* 4, 2020.
 - [21] KONEN J, MCMAHAN H B, YU F X, et al. Federated learning: Strategies for improving communication efficiency[J]. *arXiv: 1610.05492*, 2016.
 - [22] MCMAHAN H B, MOORE E, RAMAGE D, et al. Communication efficiency learning of deep networks from decentralized data[Z]. 2016.
 - [23] OKUMURA Y, OHMORI E, KAWANO T, et al. Field strength and its variability in the VHF and UHF land mobile radio service[J]. *Rev. Elec. Commun. Lab.*, 1968, 16(9/10): 825-73.
 - [24] HATA M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1980, 29(3): 317-325.
 - [25] 3GPP. RF system scenarios: TS 25.942 V1.0.0[S]. 1999.
 - [26] YOUNG D J, BEAULIEU N C. The generation of correlated Rayleigh random variates by inverse discrete Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2000, 48(7): 1114-1127.
 - [27] WANG C X, PATZOLD M. Methods of generating multiple uncorrelated Rayleigh fading processes[C]//*Proceedings of 57th IEEE Vehicular Technology Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2003(1): 510-514.
 - [28] ARAGON-ZAVALA A, BELLOUL B, NIKOLOPOULOS V, et al. Accuracy evaluation analysis for indoor measurement-based radio-wave-propagation predictions [J]. *IEEE Proceedings on Microwaves, Antennas and Propagation*, 2006, 153(1): 67-74.
 - [29] 3GPP. Telecommunication management; self-organizing networks (SON); Concepts and requirements: TS32.523[S]. 2012.
 - [30] 3GPP. Telecommunication management, self-configuration of network elements, concepts and requirements: TS32.501[S]. 2018.
 - [31] JOHNSONJM, RAHMAT-SAMII V. Genetic algorithms in engineering[J]. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 1997(39): 7-21.
 - [32] PRODUCTION O B, SABUNCUOGLU I. Parameter selection in genetic algorithms[J]. *Journal of Systemics Cybernetics & Informatics*, 2004, 2(4): 78-83.
 - [33] PÉREZ-ROMERO J, SALLENT O, FERRÚS R, et al. Knowledge-based 5G radio access network planning and optimization[C]//*Proceedings of International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*. [S.l.:s.n.], 2016.
 - [34] 3GPP. Study of enablers for Network Automation for 5G: TS 23.791[S]. 2010.
 - [35] ETSI. Improved operator experience through experiential networked intelligence (ENI)[R]. 2017.
 - [36] Study on applying AI in telecommunication network: CCSA TC1-WG1#58 meeting[R]. 2017.
 - [37] O-RAN use cases and deployment scenarios[R]. 2020.
 - [38] 3GPP. RAN-centric data collection and utilization: RAN3 SI, 2017.08/10[S]. 2018.
 - [39] 3GPP. Study on the self-organizing networks(SON)for 5G Networks: TR28.861[S]. 2019
 - [40] 3GPP. Study on management aspects of communication services: TR28.805 V1.1.0[S]. 2019.
 - [41] ITU-T. Architectural framework for machine learning in future networks including IMT-2020: SG13 Y.317[S]. 2019.
 - [42] GSMA. AI in network use cases in China[R]. 2019.
 - [43] 3GPP. Study on concept, requirements and solutions for levels of autonomous network(Release 17):TR28.810 V17.0.0[S]. 2020.
 - [44] S2-2004541. Federated Learning among multiple NWDAF instances, 3GPP TSG-WG SA2 meeting #139E e-meeting[R]. 2020.
 - [45] POOLE D, MACKWORTH A K, GOEBEL R. Computational intelligence - a logical approach[M]//*Computational intelligence: a logical approach*. New York: Oxford University Press, 2011.
 - [46] RUSSELL S, NORVIG P. Artificial intelligence: a modern approach, 3rd edition[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1995.



- [47] MOSLEH S S, LIU L J, SAHIN C, et al. Brain-inspired wireless communications: where reservoir computing meets MI-MO-OFDM[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(10): 4694-4708.
- [48] SAMUEL N, DISKIN T, WIESEL A. Deep MIMO detection[C]//Proceedings of 2017 IEEE 18th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications(SPAWC). Piscataway: IEEE Press, 2017.
- [49] CARPI F, HAGER C, MARTAL M, et al. Reinforcement learning for channel coding: learned bit-flipping decoding[J]. arXiv:1906.04448, 2019.
- [50] LYU W, ZHANG Z, JIAO C, et al. Performance evaluation of channel decoding with deep neural networks[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [51] YASHASHWI K, ANAND D, PILLAI S R B, et al. MIST: a novel training strategy for low-latency scalable neural net decoders[J]. arXiv:1905.08990, 2019.
- [52] LIANG F, SHEN C, WU F. An iterative BP-CNN architecture for channel decoding[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(1): 144-159.
- [53] 3GPP. Evolved universal terrestrial radio access network(E-UTRAN); Self-configuring and self-optimizing network(SON)use cases and solutions: TS36.902[S]. 2011.
- [54] 3GPP. Automatic neighbor relation(ANR)management; Concepts and requirements: TS32.511[S]. 2020.
- [55] 3GPP. Policy network resource model(NRM)integration reference point(IRP); Information service(IS): TS32.522[S]. 2013
- [56] 3GPP. Self-organizing networks(SON); Self-healing concepts and requirements: TS32.541[S]. 2020.
- [57] 3GPP. Energy saving management(ESM); Concepts and requirements: TS32.551 [S]. 2020.
- [58] 3GPP. Remote control of electrical tilting(RET)antennas; Requirements: TR32.804[S]. 2005
- [58] 3GPP. Study on self-organizing networks(SON)for enhanced coordinated multi-point(eCoMP): TR36.742 [S]. 2017.
- [60] 3GPP. Study on minimization of drive-tests: TR36.805[S]. 2009.
- [61] 3GPP. Potential solutions for energy saving for E-UTRAN: TR36.927 [S]. 2020.
- [62] LIN Z Y, OUYANG Y, SU L, et al. A machine learning assisted method of coverage and capacity optimization(CCO)in 4G LTE self organizing networks(SON)[C]//Proceedings of 2019 Wireless Telecommunications Symposium(WTS). [S.l.: s.n.], 2019.
- [63] OUYANG Y, LI Z Y, SU L, et al. Application behaviors driven self-organizing network(SON)for 4G LTE networks[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2020, 7(1): 3-14.
- [64] OUYANG Y, LI Z Y, SU L, et al. APP-SON: Application characteristics-driven SON to optimize 4G/5G network performance and quality of experience[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Big Data(Big Data). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1514-1523.
- [65] QIN M, LI J, YANG Q, et al. Learning-aided multiple time-scale SON function coordination in ultra-dense small-cell networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2080-2092.
- [66] ENGELS A, REYER M, XU X, et al. Autonomous self-optimization of coverage and capacity in LTE cellular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(5):1989-2004.
- [67] BERGER S, FEHSKE A, ZANIER P, et al. Online antenna tilt-based capacity and coverage optimization[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2014, 3(4): 437-440.
- [68] ROUZBEHR, SIEGFRIEDK, HOLGER C. A fuzzy reinforcement learning approach for self-optimization of coverage in LTE networks[J]. Bell Labs Technical Journal, 2010, 15(3): 153-175.
- [69] KARVOUNAS D, VLACHEAS P, GEORGAKOPOULOS A, et al. An opportunistic approach for coverage and capacity optimization in self-organizing networks[C]//Proceedings of Future Network and Mobile Summit (Future Network Summit). Piscataway: IEEE Press, 2013.
- [70] COMBES R, ALTMAN Z, ALTMAN E. Self-organization in wireless networks: a flow-level perspective[J]. Proceedings IEEE Infocom, 2012: 2946-2950.
- [71] LIANG H, ZHOU Y, HU J, et al. Coverage optimization for femtocell clusters using modified particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2012: 611-615.
- [72] PARTOV B, LEITH D J, RAZAVI R. Utility fair optimization of antenna tilt angles in LTE networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 23(1): 175-185.
- [73] LEE D, ZHOU S, ZHONG X F, et al. Spatial modeling of the traffic density in cellular networks[J]. Wireless Communications, IEEE, 2014, 21,(1): 80-88.
- [74] AMIRIJOO M, JORGUESKI L, LITJENS R, at el. Effectiveness of cell outage compensation in LTE networks[C]// Proceedings of 2011 IEEE Consumer Communications and Networking Conference(CCNC). Piscataway: IEEE Press, 2011: 642-647.
- [75] FEHSKE A J, KLESSI G H, VOIGT J, et al. ConcurrentLoad aware adjustment of user association and antenna tilts in self-organizing radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(5): 1974-1988.
- [76] BERGER S, SIMSEK M, FEHSKE A, et al. Joint downlink and uplink tilt-based self-organization of coverage and capacity under sparse system knowledge[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(4): 2259-2273.
- [77] AWADA A, WEGMANN B, VIERING I, et al. A SON-based algorithm for the optimization of inter-RAT handover parameters[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013,

- 62(5): 1906-1923.
- [78] IACOBOAIEA O C, SAYRAC B, BEN JEMAA S, et al. SON coordination in heterogeneous networks: a reinforcement learning framework[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(9): 5835-5847.
- [79] SANCHEZ-GONZALEZ J, PEREZ-ROMERO J, SALIENT J O. A rule-based solution search methodology for self-optimization in cellular networks[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(12): 2189-2192.
- [80] ITU-T. G.703 : Physical/electrical characteristics of hierarchical digital interfaces[R]. 2016.,
- [81] ITU-T. Network node interface for the synchronous digital hierarchy(SDH):Rec. G.707/Y.1322 [R]. 2007.
- [82] Cisco. Cisco ONS 15454 Multiservice Transport Platform[Z]. 2021.
- [83] ITU-T. G.694.2: WDM applications: CWDM wavelength grid[R]. 2003.
- [84] G.8080/Y.1304, Architecture for the automatically switched optical network(ASON)[Z]. 2003.
- [85] NTT, CMCC, ETRI. Packet transport networks: overview and future direction, 2nd APT/ITU Conformance and Interoperability Workshop[R]. 2014.
- [86] BHAUMIK P, ZHANG S Q, CHOWDHURY P, et al. Software-defined optical networks(SDONs): a survey[J]. Photonic Network Communications, 2014, 28(1): 4-18.
- [87] THOMAS R W, DASILVA L A, MACKENZIE A B. Cognitive networks[C]//Proceedings of IEEE DySPAN. 2005 : 352-360.
- [88] CABALLERO A, BORKOWSKI R, DEMIGUEL I, et al. Cognitive, heterogeneous and reconfigurable optical networks: the CHRON project[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(13): 2308-2323.
- [89] CHRON. The CHRON Project[Z]. 2014.
- [90] MATA J, MIGUEL I, DURÁN R J, et al. Artificial intelligence (AI) methods in optical networks: A comprehensive survey[J]. Optical Switching and Networking, 2018, 28(4): 43-57.
- [91] Huawei Technologies Co., Ltd. Intelligent IP solutions: SRv6/EVPN/BIERv6[R]. 2020.
- [92] IETF. SRv6 network programming: draft-ietf-spring-srv6-networkprogramming-16[R]. 2020.
- [93] 5G mobile network architecture for diverse services, use cases, and applications in 5G and beyond, Deliverable D2.3, 5G-MoNArch, Project No. 761445[Z]. 2019.
- [94] 3GPP. Study on enhancement of management data analytics (MDA): TR 28.809[S]. 2020.
- [95] ETSI. ENI mapping between ENI architecture and operational systems: GS ENI 011[S]. 2020.
- [96] ETSI. ENI definition of data processing mechanisms: GR ENI 009[S]. 2020.
- [97] ETSI. ENI intent aware network autonomicity: GS ENI 008[S]. 2020.
- [98] ETSI. Ongoing PoCs[S]. 2020.
- [99] ETSI. ENI(19)000170: PoC#2 Final Report[R]. 2019.
- [100] ETSI. ENI(20)016_021, ENI ISG PoC Report: PoC#8 Intent-based user experience optimization[R]. 2020.
- [101] Wikipedia Contributors. Operations support system[EB]. 2021.
- [102] LAV G, TARA S, MAEDE Z, et al. Fault and performance management in multi-cloud virtual network services using AI: A tutorial and a case study[J]. Computer Networks, 2019(10): 169.
- [103] MCELLIGOTT T. Future OSS: towards an open digital architecture[Z]. 2019.
- [104] AT&T Inc. ECOMP(Enhanced control, orchestration, management & policy)architecture, white paper[R]. 2016.
- [105] BARTOLI P D. Defining the ECOMP architecture[Z]. 2016.
- [106] TM Forum. GB921 business process framework(eTOM) suite[Z]. 2020.
- [107] LivePerson. Connecting with customers repor[R]. 2013.
- [108] MAGIDS S, ZORFAS A, LEEMON D. The new science of customer emotions[J]. Harvard Business Review, 2015(11).
- [109] AISWare CEM customer experience management[J]. Asiainfo Technology News, 2020(7).
- [110] REICHHELD F F. One Number You Need to Grow[J]. Harvard Business Review, 2003(11).
- [111] STAHLKOPF C. Where net promoter score goes wrong[J]. Harvard Business Review, 2019(10).
- [112] 3GPP. Policy and charging control architecture: TS23.203[S]. 2019.
- [113] ETSI. GR ENI 007 V1.1.1[R]. 2019.
- [114] TM Forum. Autonomous networks: empowering digital transformation for the telecoms industry(Rel. 1)[R]. 2019.
- [115] DAVIES H. What is 6G: Nokia will lead EU research with project Hexa-X[Z]. 2020.
- [116] Next G Alliance. Building the foundation for North American leadership in 6G and beyorrd[EB]. 2021.
- [117] Focus group on technologies for network 2030[Z]. 2020.
- [118] ITU-T. A blueprint of technology, applications and market drivers towards the year 2030 and beyond: White paper, FG-NET-2030[S]. 2020.
- [119] 3GPP. Service and feature requirements applicable to mobile and fixed communications techmdogy: TSGSA[S]. 2021.
- [120] 3GPP. New study on self-organizing networks(SON)for 5G: TR28.861[S]. 2018.
- [121] 3GPP. Study on RAN-centric data collection and study on RAN-centric data collection and utilization for LTE and NR, document RP-182105[S]. 2018.
- [122] O-RAN. WG1. Use-cases-detailed-specification-v04.00[S]. 2020.
- [123] 3GPP. Study on enablers for network automation for the 5G System (5GS); Phase 2(Release 17), TR23.700-91[S]. 2020.
- [124] VARELA M, ZWICKL P, REICHL P, et al. From service level agreements(SLA)to experience level agreements(ELA): the



- challenges of selling QoE to the user[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Communication Workshop(ICCW). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1741-1746.
- [125] 3GPP. Telecommunication management; Study on scenarios for Intent driven management services for mobile networks: TR28.812[S]. 2020.
- [126] ETSI. Network functions virtualisation(NFV); management and orchestration: GS NFV-MAN 001[S]. 2014.
- [127] GUTIERREZ-ESTEVEZ D M, GRAMAGLIA M, DOMENICO A D, et al. Artificial intelligence for elastic management and orchestration of 5G networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(5):134-141.
- [128] ITU-T. Recommendation E.800 - definitions of terms related to quality of service[S]. 2008.
- [129] ISO. IEC 7498-1: open systems interconnection - basic reference model: the basic model[S]. 1994.
- [130] CROWCROFT J, ROSCOE T. QoS's downfall: at the bottom, or not at all[C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2003 Workshops. New York: ACM Press, 2003: 109-114.
- [131] VARELA M, SKORIN-KAPOV L, EBRAHIMI T. Quality of service vs. quality of experience[M]//Quality of Experience-Advanced Concepts, Applications and Methods, 1st ed.. Berlin: Springer, 2014: 35-54.
- [132] YANG Q, LIU Y, CHEN T, et al. Federated machine learning: concept and applications[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2019, 2(12):10.
- [133] PAN S, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2019(10): 1-5.

[作者简介]

欧阳晔，博士，亚信科技（中国）有限公司首席技术官。

王立磊，博士，亚信科技（中国）有限公司技术总监。

杨爱东，博士，亚信科技（中国）有限公司首席数据科学家。

马利克·萨哈，美国威瑞森电信公司就职。

大卫·贝兰格，博士，美国电报电话公司就职，美国斯蒂文斯理工学院教授。

高同庆，中国移动通信集团公司副总经理。

韦乐平，中国电信集团公司总工程师，科学技术委员会主任，首席科学家。

张亚勤，博士，清华大学智能产业研究院院长，美国艺术与科学院院士，澳大利亚国家工程院院士。