



# 网络人工智能发展分析与建议

## Analysis and Suggestions on the Development of Network Artificial Intelligence

王海宁/WANG Haining

(中国电信股份有限公司北京研究院, 北京 102209)  
(China Telecom Corporation Limited Beijing Research  
Institute, Beijing 102209, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.201902008

网络地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.tn.20190408.0855.006.html>

网络出版日期: 2019-04-08

收稿日期: 2019-01-20

**摘要:** 人工智能(AI)技术经历了60多年的发展并达到前所未有的高度,通信网络领域是其最大的细分市场。简要介绍了AI技术的发展历程,以及本轮AI技术发展的内涵和核心要素。通过AI在通信网络领域应用发展的驱动力和概况的阐述,提出5大典型网络AI应用场景,并针对3大核心要素给出网络AI的发展建议。

**关键词:** AI; 网络; 应用场景

**Abstract:** Artificial intelligence (AI) technology has developed for 60 years and made unprecedented achievements. Communication network domain is the largest subdivision market of AI. In this paper, the history of AI technology development is introduced, as well as the connotation and core elements. By expounding the driving force and general situation of the application and development of AI in the field of communication network, five typical application scenarios of network AI are also presented. Finally, suggestions for the development of network AI are given according to the three core elements.

**Key words:** AI; network; application scenarios

## 1 人工智能发展概述

### 1.1 发展历程

人工智能(AI)指人造的机器或系统能够实现的智能,是与人类和其他动物表现出的人类智能和自然智能相对的概念。人工智能自1956年首次提出后,经历了3次发展浪潮<sup>[1]</sup>。

(1)20世纪50年代末—20世纪70年代初,这是人工智能的诞生和第1次发展浪潮。这个时期主要的发展成果是将逻辑推理能力赋予了计算机系统;但是由于当时计算性能的瓶颈、数据量缺失等因素,导致了人工智能项目过于乐观的目标无法兑现。

(2)20世纪70年代末—80年代末,是以“专家系统”为代表的人工智能的第2次发展浪潮。这个时期主要的发展成果是将人类知识总结并教授给了计算机系统,专家系统在生产制造、财务会计、金融等领域得到了广泛应用。

(3)20世纪90年代后期至今,随着计算能力、算法理论和数据量爆发性提升,开始了人工智能第3次发展浪潮,“大数据”+“深度学习”+“人工智能芯片”驱动了本轮人工智能发展。在强大算力的支持下,将大数据输入深度学习模型并进行训练<sup>[2]</sup>,机器可以比人类专家更快得到更优的模型,这些将使人工智能技术的广泛应用成为了一种

可能。

### 1.2 人工智能内涵

针对本轮人工智能发展,人工智能主要有以下2种内涵:

(1)伴随深度学习研究的爆发和应用,人工智能可以等同于以深度学习为代表的大计算量、复杂算法的狭义人工智能。

(2)从产业角度,人工智能包括了以芯片和大数据为代表的基础设施、开源人工智能技术框架和模型算法,以及在此基础上构建的面向特定场景的应用方案和服务。

### 1.3 发展核心要素

人工智能技术的发展和运用取

决于以下3个核心要素。

#### (1)算法。

算法决定了人工智能应用的理论极限效果。面向不同的应用场景,解决不同的问题,需要选择不同的人工智能算法。

深度学习类算法是本轮人工智能发展最重要的理论基础,是一种试图使用包含复杂结构或由多重非线性变换构成的多个处理层对数据进行高层抽象的算法,在图像图形识别、计算机视觉、语音识别、自然语言处理等方面都取得了比传统机器学习方式更显著的效果。

#### (2)数据。

数据决定了机器学习算法的优化程度以及对实际应用场景的适用程度。

一个机器学习模型可以理解为一个函数 $f(x)=y$ ,输入数据 $x$ ,可以输出结果 $y$ 。这个函数的算式种涉及了许多参数,这些参数的取值将影响输出结果 $y$ 和实际结果 $y'$ 的拟合程度,也就是模型的优化程度。根据已知数据寻找模型参数的过程称为模型训练,最终寻找到的 $f(x)=y$ 的映射关系被称为训练出来的模型。这个过程中,输入的数据的准确性和数量决定了训练出来的模型的优化程度,以及是否能够适用于目标应用场景。数据量越大,训练出来的模型越精确,机器学习的应用发展离不开大数据的帮助。

#### (3)算力。

算力决定了机器学习算法模型的训练和应用的速度。

机器学习特别是深度学习,离不开基于大量数据的训练。为了训

练出性能优良的模型,通常需要耗费几个月甚至更久的时间才能完成,无法满足实际应用的要求,定制化、专用化人工智能芯片应运而生。从芯片技术本身的发展路径来看,图形处理器(GPU)、现场可编程门阵列(FPGA)、专用集成电路(ASIC)以及类脑芯片是目前市场上的4大类人工智能芯片。这4类芯片有着不同的运算特点,未来一定时期内必定是多类芯片互补共存的状态。

人工智能芯片的发展极大地缓解了人工智能在计算能力方面的瓶颈,让深度学习成为了实用的算法,释放了人工智能的全新潜力。

## 2 网络人工智能发展

### 2.1 需求与驱动力

自2013年起,全球运营商相继发布网络重构和转型战略,期待能够通过引入软件定义网络(SDN)、网络功能虚拟化(NFV)、云计算、第5代移动通信技术(5G)等新技术,减少对专有硬件的依赖,实现新业务的快速部署,满足用户多样化的需求,提升核心竞争力。

新技术的应用为网络带来了极大的灵活性和操控性,同时也引入了更多的复杂性。可以预见,未来网络至少面临着3方面的挑战。

#### (1)网络架构动态变化。

传统架构采用自顶向下的设计方式,网络架构固定,网元明确,设计和部署周期长,5~10年才会变化。而未来网络基于云化基础设施,业务功能和网络功能原子化,自

底向上按需组合编排,网络架构随时可变,面向业务场景适配,部署周期以小时来记。

#### (2)分层解耦后故障定位复杂。

传统网络设备软硬件通常来自同一厂商,出现故障由单一厂商负责解决,定位简单,责任清晰。未来演进到NFV网络后,网络设备自底向上分为物理设备、虚拟资源、功能软件3层,同时引入了网络编排、网元管理、虚拟资源管理3个编排管理层次,分层解耦引入了多厂商的同时也面临着更多可能的故障点,告警数量成倍增长,运营商面临更为复杂的故障定位、根因分析和责任划定。

#### (3)网络资源实时调整。

传统网络采用人工方式,以年为单位进行滚动规划,通过按照峰值容量部署大量冗余设备提供下一年度的业务发展保障。而未来网络的目标是实现网络资源的自适应实时调整,需要根据业务需求和网络资源状况进行实时自动化的网络资源分配和调整,从而实现了网络资源在不同业务之间的共享以及绿色节能。

上述挑战成为了网络重构落地的主要障碍,传统的人工方式不足以支撑未来网络业务需求,人工智能技术必然成为解决未来网络运营问题的重要手段。

### 2.2 国际标准和开源项目情况

随着全球运营商网络重构的实践发展,前述各种网络部署运营的问题逐渐暴露,全球运营商和信息技术(IT)、通信技术(CT)厂商都纷

纷投入到网络人工智能方面的研究,在各大国际标准和开源组织启动了相关工作。

(1) 欧洲电信标准化协会(ETSI)。

2017年2月,中国电信联合工信部电信研究院、卢森堡大学、三星等在ETSI推动成立了全球第1个网络人工智能标准工作组——体验网络智能(ENI),致力于利用AI等智能化技术优化网络部署和运营<sup>[3]</sup>。该工作组的研究范围包括分析网络人工智能场景和需求,构建策略驱动的闭环网络人工智能体系架构。目前成员包括亚、美、欧地区超过40家重量级的运营商、厂商及科研机构<sup>[4]</sup>。

目前ENI已完成了第1阶段(用例和需求的识别)的工作<sup>[5][6]</sup>,并正在进行第2阶段(架构设计)的工作<sup>[7]</sup>,同时也启动了相关概念验证工作<sup>[8]</sup>。

(2) 第3代合作伙伴计划(3GPP)。

3GPP的系统架构工作组SA2在2017年5月的杭州会议上开启了5G网络智能化的研究项目——使能5G网络自动化项目(eNA)。该项目基于5G核心网中引入的网络数据分析功能(NWDAF),辅助其他网元实现网络切片智能化管理、按需移动性管理、流量分流和卸载等功能。

(3) 国际电信联盟电信标准分局(ITU-T)。

在2017年11月,ITU-T SG13全会讨论正式批准成立了机器学习焦点组(FG-ML5G)<sup>[10]</sup>,目标是分析

如何在未来网络特别是5G网络中应用机器学习,提升网络性能和用户体验。具体工作包括机器学习在未来网络的应用场景、潜在需求、架构,以及具体接口、协议、算法、数据结构和个人信息保护等方面,分析机器学习对自主网络控制和管理方面的影响。

(4) Linux基金会。

Linux基金会于2018年3月成立了深度学习基金会,这是一个涵盖机器学习和深度学习开源代码开发的综合性组织。Linux深度学习基金会的第1个项目是Acumos项目,该项目致力于提供一个易于模型设计、训练、发布共享和部署应用的开源框架平台。

上述国际标准和开源工作各有侧重:ETSI ISG ENI侧重网络智能引擎(ENI系统)通用内部架构定义、与其他网络系统的接口,涉及各专业网络领域的应用;3GPP作为移动网络的权威技术标准组织,其系统架构组的eNA项目侧重5G网络侧的各种应用场景;ITU-T FG-ML5G焦点组输出的是研究报告,其用例多数聚焦于5G无线侧应用,同时也输出了一个通用的机器学习应用架构,但FG-ML5G即将于2019年3月结束,输出的报告需要输入到合适的标准组织进一步定义正式的标准;Acumos开源项目面向各类实际部署应用,不局限于网络侧应用场景,是一个人工智能平台即服务(PaaS)平台类项目。

**2.3 国际运营商网络人工智能发展**  
美国的AT&T重点打造AI开源

平台Acumos,其机器学习平台已经用于解决多项业务中遇到的问题,包括物联网(IoT)、娱乐、客户服务、安全和网络监测控制故障检测等,未来重点应用领域包括5G和安全。Verizon的人工智能的发展主要集中在企业到企业(B2B)类业务、物联网,以及无线网络优化配置等方面。

欧洲各大运营商包括Vodafone、Telefonica、Telenor和Telecom Italia都在开展利用AI技术提升无线小区管理效率等方面的研究和尝试。

日本NTT集团设立了统一的AI品牌“corevo®”(Co-revolution),与各领域企业合作推动创新革命。其重点应用领域为IoT,目标将整个IoT网络的管理技术、数据的分散处理技术、安全等涉及多方面的技术集成在一起。

### 3 网络人工智能典型应用场景

#### 3.1 网络流量优化与拥塞防控

网络流量快速增长,受热点事件影响易产生局部流量出口过载,而依靠人工调整策略引导流量的方式,缺乏流量可视和对调控结果的预知,缺乏快速分流到备份出口的能力,容易影响路由正确性和稳定性。

通过引入人工智能技术,可以对一段时期内的拥塞数据进行聚类分析,识别拥塞网络的特征,提取流量规律并进行预测和模拟,可以用于主动式局部调整或者指导其他人

工智能驱动的动作,以实现预防性控制<sup>[1]</sup>。

### 3.2 网络切片编排管理

网络切片对网络的自动化、可编程性和模块化提出了更高的要求和挑战。网络切片实例的动态创建、变更和终止,以及根据业务需求进行动态扩缩容等,需要更加智能的技术来支持网络切片的部署和运营管理。

利用人工智能技术,通过对多个网络切片业务和资源需求进行预测,在多个资源池上进行合理编排和部署,保障多个网络切片叠加后更加充分地共享基础设施。通过预测在切片内的用户数、业务流量的变化,可以提前给出网络切片内网元的自动扩缩容建议,从而实现网络切片的智能化管理。

### 3.3 大规模天线配置

为了充分发挥大规模多输入多输出(MIMO)的优势,需要对基站的各项参数进行灵活的适应性调整,以应对业务的变化。面对大量的参数组合和快速的业务变化,迫切需要更加智能的、可自我优化的机制。

引入人工智能技术可以自动识别站点场景,并且能够对这些场景的用户分布和业务量等进行预测,自动完成当前最优参数值配置(如通过天线权值调整方向、倾角等),改变小区的覆盖分布,及时适应用户分布和业务类型,有效提升资源利用率和用户体验。通过智能估算和迭代,减少最优权值搜索周期,支

撑5G无线网络的快速部署<sup>[1]</sup>。

### 3.4 网络告警关联和故障预测

网络日常运行会产生大量告警,网管系统会进行初步的清洗,过滤掉一部分无效告警后再交给人工分析。随着未来网络分层解耦,网络各层产生的告警总数成倍增加,靠人工来分析定位不能满足需求。

使用人工智能技术基于大量历史告警数据进行训练,可以高效、准确抽取有效规则,清洗减少告警信息的数量。此外,还可以基于网络运行状态等数据进行关键特征识别和模式训练,预先指出可能出问题的设备或链路,帮助运维人员准确预测和处理故障信息<sup>[1]</sup>。

### 3.5 网络绿色节能

网络能耗是运营商的重要资本性支出(OPEX)支出之一,提高能源效率亦是未来网络运营的关键要求。网络容量是按照网络业务的峰值要求建设的,包括无线基站以及集中部署未来NFV网络基础设施的数据中心,大规模天线和X86服务器相比传统网络设备更加耗电。

基于AI的网络智能节能技术充分考虑了网络覆盖、用户分布和业务特征,辅以负荷预测,精准预测和选择热点小区,适时选择设备休眠和唤醒时机,提供可靠、无缝的用户体验,使得区域网络资源利用率更高、用户体验更好,有效降低区域内网络能耗<sup>[1]</sup>。

## 4 发展建议

人工智能正在经历60年来的

第3次发展浪潮,大数据、深度学习和人工智能芯片的发展为本轮人工智能的发展应用奠定了基础。引入了5G、SDN/NFV、云计算等新技术的通信网络面临着前所未有的挑战,传统的人工方式不足以支撑未来网络业务需求。人工智能技术在网络重构的过程中有着广泛的应用场景,必然成为解决未来网络运营问题的重要手段。

然而,在目前的网络人工智能发展中,仍然存在许多待解决问题,分析和建议如下:

#### (1) 算法设计。

AI模型和算法影响AI应用效果,模型算法必须和应用场景适配。解决不同的问题需要不同的AI模型和算法;不同环境/应用场景下,解决相同问题,不一定能使用相同的AI模型;同一应用场景下,随着业务发展变化,AI模型可能需要迭代优化。模型和算法的研发,须要结合面向应用场景的专业知识,包括数据标注、特征提取和模型调优等方面,须要数据科学家与网络工程师合作完成。

针对上述问题,建议模型和算法在研发之初就须要面向具体应用场景,结合实际应用数据;鼓励产学研用相结合的网络AI应用研发,培养复合型人才。

#### (2) 数据获取。

数据是人工智能技术得以应用的重要基础,目前普遍存在如下问题:网络数据量大,采集和存储成本高;数据格式不统一,数据可用性较低,数据标注工作量大;存在数据孤岛、融合度低、网络数据与外部数据

脱节等情况;缺乏用于AI应用研发的数据集。

针对上述问题,建议引导制定各专业网络数据采集和存储的行业标准,统一各厂家设备能力;鼓励运营商、设备商、互联网公司、垂直行业在数据领域进行融合;建立各领域的开源数据集,用于科研和AI应用开发验证。

### (3)算力建设。

以深度学习为代表的AI模型训练需要强大算力支持,目前AI芯片硬件及配套AI开发工具目前高度依赖以英伟达GPU、Google Tensor flow为代表的其他国家的产

应当鼓励国产AI芯片及AI工具的发展,建立健康产业链,并且鼓励发展基于云计算的AI平台服务,按需租用训练所需的算力资源。

#### 参考文献

- [1] 李焱. 新一代人工智能发展白皮书(2017)[R]. 中国电子学会, 2017
- [2] YOSHUA B, YANN L, GEOFFREY H. Deep Learning [J]. Nature, 521: 436–444. DOI: 10.1038/nature14539
- [3] ETSI. New ETSI Group on Improving Operator Experience Using AI [EB/OL]. (2017–02–21) [2019–01–10]. <https://goo.gl/zLZzso>
- [4] ETSI ISG. Experiential Networked Intelligence [EB/OL]. [2019–01–10]. <https://portal.etsi.org/tb.aspx?tbid=857&SubTB=857>
- [5] ETSI. Experiential GS ENI 001v1.1.1 [R/OL]. [2019–01–10]. [http://www.etsi.org/deliver/etsi\\_gs/ENI/001\\_099/001/01.01.01\\_60/gr\\_ENI001v010101p.pdf](http://www.etsi.org/deliver/etsi_gs/ENI/001_099/001/01.01.01_60/gr_ENI001v010101p.pdf)
- [6] ETSI. Experiential GS ENI 002v1.1.1 [R/OL]. [2019–01–10]. [http://www.etsi.org/deliver/etsi\\_gs/ENI/001\\_099/002/01.01.01\\_60/gs\\_ENI002v010101p.pdf](http://www.etsi.org/deliver/etsi_gs/ENI/001_099/002/01.01.01_60/gs_ENI002v010101p.pdf)
- [7] ETSI GS ENI 005. Experiential Networked Intelligence (ENI); System Architecture [EB/OL]. [2019–01–10]. [https://portal.etsi.org/webapp/WorkProgram/Report\\_WorkItem.asp?WKI\\_ID=54085](https://portal.etsi.org/webapp/WorkProgram/Report_WorkItem.asp?WKI_ID=54085)
- [8] ETSI GR ENI 006. Experiential Networked

Intelligence (ENI); PoC framework [EB/OL]. [2019–01–10]. [https://portal.etsi.org/webapp/WorkProgram/Report\\_WorkItem.asp?WKI\\_ID=54509](https://portal.etsi.org/webapp/WorkProgram/Report_WorkItem.asp?WKI_ID=54509)

- [9] Study of Enablers for Network Automation for 5G: 3GPP TR 23.791[S/OL]. [2019–01–10]. <https://www.3gpp.org/DynaReport/23-series.htm>
- [10] ITU-T FG–ML5G. Focus Group on Machine Learning for Future Networks Including 5G [EB/OL]. [2019–01–10]. <https://www.itu.int/en/ITU-T/focusgroups/ml5g/Pages/default.aspx>
- [11] 王海宁. 网络人工智能应用白皮书(2018年)[R]. SDN/NFV产业联盟, 2018

#### 作者简介



王海宁, 中国电信股份有限公司北京研究院网络人工智能研究中心主任, 中关村高端领军人才, 高级工程师, 并担任 ETSI ISG ENI 副主席、ITU-T Q6/11 报告人、CCSA NFV 标准特设起草组组长、SDN/NFV/AI 技术标准与产业推进委员会网络人工智能应用工作组组长等多个标准

组织的管理职位; 近年主要研究方向包括 5G 网络技术、SDN/NFV、网络人工智能等; 2017 年获得北京市委组织部青年骨干个人项目资助; 主持编制 10 余项国际标准和行业标准, 拥有 20 余项授权专利, 发表文章多篇。

#### ← 上接第 46 页

- Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 5506–5519. DOI:10.1109/TWC.2018.2845360
- [5] ZHANG K, MAO Y M, LENG S P, et al. Optimal Delay Constrained Offloading for Vehicular Edge Computing Networks[C]//2017 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2017. France: IEEE, 2017: 1–6. DOI:10.1109/ICC.2017.7997360
  - [6] JIA M K, CAO J N, YANG L. Heuristic Offloading of Concurrent Tasks for Computation Intensive Applications in Mobile Cloud Computing[C]//2014 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPs), Canada: IEEE, 2014: 352–357. DOI:10.1109/INFOCOMW.2014.6849257
  - [7] KAO Y H, KRISHNAMACHARI B, RA M R, et al. Hermes: Latency Optimal Task Assignment for Resource-Constrained Mobile Computing [C]//2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM), 2015. Hong Kong, China: IEEE, 2015: 1894–1902. DOI: 10.1109/INFOCOM.2015.7218572
  - [8] KAMOUN M, LABIDI W, SARKISS M. Joint Resource Allocation and Offloading Strategies in Cloud Enabled Cellular Networks[C]//2015 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2015. UK: IEEE, 2015: 5529–5534. DOI:10.1109/ICC.2015.7249203
  - [9] LABIDI W, SARKISS M, KAMOUN M. Energy-Optimal Resource Scheduling and Computation Offloading in Small Cell Networks [C]//2015 22nd International Conference on

Telecommunications (ICT). Australia: IEEE, 2015: 313–318. DOI:10.1109/ICT.2015.7124703

- [10] ZHANG H L, GUO J, YANG L C, et al. Computation Offloading Considering Fronthaul and Backhaul in Small-Cell Networks Integrated with MEC[C]//2017 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPs), 2017. USA: IEEE, 2017: 115–120. DOI:10.1109/INFOCOMW.2017.8116362
- [11] QIN X, XU T G, WANG C. DDoS Attack Detection Using Flow Entropy and Clustering Technique[C]//2015 11th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS). China: IEEE, 2015: 412–415. DOI:10.1109/CIS.2015.105
- [12] SHARMA V, YOU I, KUMAR R, et al. Computational Offloading for Efficient Trust Management in Pervasive Online Social Networks Using Osmotic Computing[J]. IEEE Access, 2017, 5: 5084–5103. DOI:10.1109/access.2017.2683159
- [13] HAN K H, KIM J H. Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm for a Class of Combinatorial Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 580–593. DOI:10.1109/tevc.2002.804320
- [14] LABIDI W, SARKISS M, KAMOUN M. Energy-Optimal Resource Scheduling and Computation Offloading in Small Cell Networks[C]//2015 22nd International Conference on Telecommunications (ICT). Australia: IEEE, 2015: 313–318. DOI:10.1109/ICT.2015.7124703

#### 作者简介



廉晓飞, 北京邮电大学未来网络理论与应用实验室在读硕士生; 主要研究方向为 5G 网络、移动边缘计算等。



谢人超, 北京邮电大学未来网络理论与应用实验室副教授、硕士生导师; 主要研究方向为信息中心网络、移动网络内容分发技术和移动边缘计算等; 主持国家与省部级项目 4 项; 已发表论文 40 余篇, 申请授权专利 10 余项。



黄韬, 北京邮电大学未来网络理论与应用实验室教授、博士生导师; 主要研究方向为新型网络体系架构、内容分发网络、软件定义网络等; 主持国家与省部级项目 10 余项; 已发表论文 100 余篇, 申请授权专利 40 余项。