

人工智能在电信网络中的应用研究

廖军 谈鹏驹 张冬月 刘永生

(中国联合网络通信有限公司研究院 北京 100176)

摘要: 5G 网络为用户带来了多样化的业务体验和卓越的服务质量,但是也将面对运营维护、成本管理、网络安全等方面的挑战。当前,电信网络需要结合人工智能技术实现网络的智能化转型,以提升效率、降低成本。首先介绍了 5G 网络给运营商带来的挑战,然后重点分析了电信网络如何应用人工智能的特殊性以及电信网络中的人工智能应用场景,最后对研究进行了总结并对未来进行了展望。

关键词: 电信网络; 人工智能; 5G

1 引言

作为当前社会数字化转型过程中的重要基础设施,5G 所能提供的服务不再拘泥于上一代电信网络的范畴,为各个行业的数字化转型需求提供支撑成为 5G 当前的新任务。同时,人工智能、云计算、物联网的飞速发展共同催生了超清视频、无人驾驶、智能家居、虚拟现实和工业自动化等许多新生业务应用,也使联网终端数和网络流量进入了爆发式的增长时期。

2 5G 网络给运营商带来的挑战

5G、人工智能、云计算、物联网等新技术的快速发展给电信运营商带来了如下几方面挑战。

首先,终端数量和业务流量的急速增长给网络带来了巨大压力。据预测,全球的移动数据流量在 2010—2020 年时期将增长 200 倍以上,到 2030 年会增长至 2 万倍左右,而中国的数据量在这两个阶段则将预计增长 300 倍和 4 万倍。此外,当前终端的数量也在不断扩大,预计到 2020 年全球设备总量将超过 100 亿台,其中中国将达到 20 亿台^[1]。

其次,在接入终端数量和业务流量急速增长的同时,趋于多样化的网络业务类型导致各种业务需求也存在较大差别,对网络的带宽、时延、可靠性和连接密度等指标要求较高且差异明显。例如,智能家居和生态监测等应用场景中的物联网设备的大量数据传输需要通信网络支持更高的连接密度^[2];超清视频和虚拟现实等技术需要更高的传输带宽以实现较好的用户体验^[3];自动驾驶和工业控制需要网络具有超低时延和超高可靠性,以保证道路驾驶安全以及工业生产中的产品质量^[4]。

最后,面对 5G 架构的革新,网络运维将更加复杂。可以预见,在未来一段时期内,通信网络系统中将同时包含多种制式,运维管理将会具有一定的复杂性。由于 5G 网络架构使用虚拟化技术以及软硬件解耦的方法,故障定位、虚拟资源编排管理也会更加困难。

5G 以及整个电信网络所面临的挑战都有可能使用人工智能技术来帮助解决。人工智能应用于电信网络有两方面的问题值得研究:一是人工智能技术在电信网络领域的应用与在声、图、文领域的应用有什么不同,其中包括数据、算法及算力 3 个要素方面的差别;二是如何对电信网络应用人工智能技术的场景进行分类,以便进行大规模复制和推广。

3 电信网络应用人工智能的特殊性

电信网络是数字化社会重要的基础设施,随着 5G、人工智能、物联网等技术的快速发展以及虚拟现实、自动驾驶、工业控制等新应用的不断涌现,人们对通信网络的多样化需求也日益增长。怎样利用下一代通信网络以低成本、高效率的方式进行差异化和高质量的服务,是运营商以及相关产业当前应该考虑的问题。目前业界已形成广泛的共识,把人工智能与电信网络相融合,形成高度智能化的自治网络,是应对目前电信网络挑战的有效方法。实现通信网络在规划、建设、维护、优化、业务、服务、安全以及管理等方面的智能化,是未来的必然趋势。但是,与将人工智能技术应用在计算机视觉、语音识别以及自然语言处理等领域相比,人工智能在电信网络的应用存在其特殊性,其在人工智能数据、算法、算力这三大要素上,都有所不同。

3.1 数据

数据是人工智能发展的基石。从目前的发展趋势

可以看出,人工智能在现阶段的快速发展与近年来数据的爆发式增长关系密切,因为海量数据是对人工智能模型进行训练的基础^[5]。当前,人工智能基础数据类型主要包括语音语言类、图像识别类以及视频识别类,但在电信网络领域尚未出现成熟的行业数据集。由于各种网元和终端产生的数据量巨大,包括网元状态、系统告警、链路信息等,同时,不同的设备产生不同的数据,类型复杂,不同数据之间又有错综复杂的关系。因此,建立电信行业的 AI 数据集是目前 AI 赋能网络业务的重要挑战之一。

3.2 算法

机器学习算法属于跨领域的交叉学科,其内容涉及计算机科学、统计学、神经网络等多个研究领域^[6]。机器学习算法是现代人工智能领域中的重要工具,基于样本数据挖掘内在规律,并对未来趋势进行预测。机器学习算法涵盖经典机器学习算法和深度学习算法两个部分^[7],其中经典机器学习算法主要包括逻辑回归算法、隐马尔科夫方法(HMM)以及支持向量机方法等。经典机器学习算法在学习结果的有效性与学习模型的可解释性之间寻求平衡,为解决样本数量有限的学习问题提供了一种框架,主要用于有限数量样本的概率密度估计、模式分类以及回归分析等。深度学习算法是一种构建深层结构模型的学习方法,典型的深度学习算法包括深度置信网络、卷积神经网络、受限玻尔兹曼机和循环神经网络(RNN)等^[8]。经过研究人员多年的摸索尝试和研究,已经产生了许多深度神经网络的模型,并被广泛应用于自然语言处理、图像识别、智能语音等人工智能核心领域。

深度学习算法虽然在声、图、文领域应用范围较广,但是目前电信网络使用的算法仍以传统的机器学习算法为主,主要应用于网络故障处理、日常维护、智能规划、智能预测等,少量使用深度学习算法。以网络故障溯源为例,基于人工智能的故障诊断和溯源根据系统中的网络、业务上下游关系,综合监控数据、操作日志以及故障解决历史记录,输出故障特征与故障原因之间的一系列规则。提取故障特征,比如 PWE3-CES 的包丢失表示 2G 业务不通,分析其附近的 KPI、操作日志、丢包情况、业务配置、业务状态等信息,获取故障特征。此处可使用数据降维、分类算法。根据故障产生与消失这段时间的操作日志、故障、文字记录、其他告警的产生消失情况等相关数据,分析原因。此处可使用关联算法,如 Apriori、FP-growth 等。深度学习主要是针对具有局部相关特性的数据集,而网络业

务数据关系错综复杂,数据与数据之间没有明确且固定的关系,深度学习如何用于网络智能化,达到和声、图、文等感知认知领域相同的效果,需要进一步的研究。

3.3 算力

人工智能芯片是指能够加速各类人工智能算法的计算芯片。在模型训练过程中,除了采用 CPU 或 GPU 以外,许多公司针对不同场景和算法研发了现场可编程门阵列(FPGA)和专用集成电路(ASIC)^[9]。目前,在电信领域应用的人工智能算力芯片仍然以 CPU 为主。由于 GPU、FPGA 以及 ASIC 是为加速深度学习算法服务的,目前应用于电信领域的人工智能算法以传统机器学习算法为主,无需大量的浮点运算和并行计算,因此没有形成对 GPU、FPGA 以及 ASIC 的大规模算力需求,目前传统的通用计算机 CPU 即可满足网络智能的算力需求。随着算力网络的发展,以及深度学习等算法在电信网络的逐步深入应用,对新一代算力的需求将会有明显的增长。

4 电信网络中的人工智能应用场景及案例

移动网络每天产生的数据量巨大,为应用人工智能提供了基础支持。人工智能在电信网络的数据分析、特性挖掘、策略生成、趋势预测等方面具备天然优势,可以使电信网络具备感知、思考、学习和行动的能力,实现网络降本增效的目标。电信领域的人工智能应用场景可被分为 4 类,分别是智能识别/过滤场景、智能配置场景、智能预测场景、智能感知/决策场景。

4.1 智能识别/过滤场景及案例

智能识别/过滤场景的特征为需要处理的数据量特别大,单纯靠人工的专家经验或者单一的自动处理规则不能够有效地解决问题,应用人工智能技术对海量数据的内在特性和关联进行挖掘,可实现智能识别和过滤。告警压缩、告警根因分析、垃圾短信过滤、威胁防御、智能客服、投诉预警等都属于这类问题。

以告警压缩为例,网络系统中每天会产生大量告警消息,但是其中一部分告警产生于某个根源告警,并没有很大的利用价值。传统的方法是利用专家经验和静态规则对量的告警数据进行处理,过滤不重要的告警信息^[10]。这种方法的过滤效果并不理想,因为为了避免过滤掉重要告警,其规则较为宽松。而利用人工智能对告警数据进行学习,充分挖掘告警之间的关系,根据网络拓扑、监控数据以及故障记录等信息,针对大量系统告警提供过滤规则和策略,可有效地进行告警

压缩,为网络维护提供极大的便利性。

智能网络威胁防御也是该类场景下的典型应用。为了应对多变的网络威胁,可使用人工智能制定安全防护策略,对潜在威胁进行实时自动分析,从而实现迅速补救,尽可能地把损失最小化。利用人工智能技术的识别模型,通过分析网络流量、系统日志等数据,可识别可疑网络流量与用户行为,及时检测出恶意代码、钓鱼、木马等潜在风险。此外,利用人工智能在大数据样本下的数据分析优势,还可以深度挖掘攻击对象和攻击行为间的关联关系,还原攻击事件过程以及攻击意图,从而对后续的安全防护提供参考。相比传统的威胁防御方法,利用人工智能技术的优势在于能够深度挖掘数据的隐藏特征,利用智能识别模型对网络威胁进行实时精准的防护。

4.2 智能配置场景及案例

智能配置场景的特征是网络参数较多并且组合多变,从而配置复杂,人工需求量大,采取人工方式进行各种参数配置耗时耗力,需要对各种参数及其变化组合进行详细了解,而且不能根据状态变化实时调整以达到最好效果。基于现网的大量网络数据训练人工智能模型,可在不同场景下对复杂网络参数自动生成配置策略以及根据网络状态的变化进行实时动态调整,从而使网络配置达到最优状态。这类场景下的应用包括 Massive MIMO 智能优化、站点自动部署等。

以 Massive MIMO 参数调整为例,Massive MIMO 要达到最佳覆盖状态,在系统中设置一套初始参数显然无法达到要求,因为网络中的用户位置和业务负载是不断变化的。因此,需对 Massive MIMO 的参数权值进行动态调整,而由于天线数量增多,Massive MIMO 可能有上万种波束参数组合,采取人工方式进行参数调整并不具有可行性^[11]。通过引入人工智能算法,对 Massive MIMO 的服务场景、波束参数、性能指标及关联关系进行分析,可实现网络参数与业务场景的动态匹配优化、大幅增强网络服务质量和业务体验。

站点部署工作中有大量参数需要进行配置,比如传输、设备和无线等配置。在对站点进行设计规划时,为保证正确配置,需要详细了解这些参数。此外,由于不同站点的服务区域具有不同特征,配置参数并不完全相同。同时,由于网络优化的原因,需要对配置参数进行动态调整,因此不能一直利用固定的配置数据做站点部署。利用深度学习算法可以在站点部署时大幅简化参数配置,提升站点部署效率与准确性。虽然目前站点自动部署应用并不成熟,但许多运营商已经开

始了实际测试。比如我国运营商利用站点自动部署技术将 5G 站点和 Massive MIMO 站点分别的部署效率提升了 2/3 倍以上。

4.3 智能预测场景及案例

智能预测场景的特征是需要基于对历史数据的分析,对网络状态、业务流量等在未来一段时间内的趋势进行预测,从而针对性地提供服务,合理分配资源,及时预防潜在风险。这类场景下的人工智能应用主要包括业务流量预测、故障预测、扩容预测、性能预测等。

以业务流量预测为例,为了应对多样化业务带来的流量增长压力,运营商需要流量预测来为网络的调整扩容工作提供参考^[12]。利用人工智能综合分析历史业务流量、人口流动情况等数据从而进行流量预测,准确判断用户需求和网络利用情况,可以提前准备网络资源分配工作,也能为后续网络运维提供参考依据。

此外,智能故障预测也是该场景下的一个重要应用。传统网络运维具有较大被动性,往往在网络故障出现后才进行排查和修复。且在上述过程中,网络服务质量会有所下降,如需要维修或更换硬件设备,则时间成本更高,对网络的影响也更大。如果能够将网络运维工作从事后检修变为事前预防,则上述问题就能被有效解决。利用人工智能分析系统监控数据,对历史故障信息的特征进行提取,可对未来一段时间内的系统故障进行预警,降低事后补救造成的网络影响。

4.4 智能感知/决策场景及案例

智能感知/决策场景的特征是需要对业务、负载、参数等信息进行精准感知、实时监控,从而根据网络状态智能调整网络参数、生成动态策略、匹配不同场景等,这类问题主要包括基站节能、负载均衡、业务流量识别、业务质量评估等。

以基站节能为例,在通信网络中的实际话务量具有潮汐效应,在不同场景、不同时段的网络负载区别较大,比如城市商业区的用户流动性较高,白天网络负载压力大,需要保障网络服务连续性,而夜间负载很低^[13];居民区的容量要求高,白天和夜晚的网络负载波峰波谷不明显;郊区的用户密度小,容量要求不高,网络负载较低,要求基站的密度较小但覆盖范围较大。针对上述情况,如何准确识别各种服务场景,采用合适的节能策略,是网络节能的重点。利用人工智能对不同情况下的业务量走势进行实时准确感知,智能调整基站参数并生成最优化的节能策略,可实现在保证网络服务质量的同时,使网络节能效果最优,达到能耗与服务质量的平衡。

5 结束语

本文对电信网络与声、图、文领域应用人工智能的不同特点进行了分析,并对电信网络应用人工智能的四大类场景和案例进行了对比分析。目前来看,这些应用场景还不能够完全涵盖电信网络中所有的人工智能应用,并且在某些情况下这些场景也存在一些重叠。未来,可对这一问题进行更加深入的研究,根据应用特性对电信网络中的人工智能应用进行更加精准的分类,以更好地促进运营商的网络智能化应用,并支撑人工智能在电信网络应用的大规模推广。

参考文献

- [1] IMT-2020. 5G vision and requirements_V1.0[R], 2020.
- [2] Skouby K E, Lynggaard P. Smart home and smart city solutions enabled by 5G, IoT, AAI and CoT services [C]. IEEE International Conference on Contemporary Computing and Informatics. Mysore, India: IEEE, 2014: 874-878.
- [3] Dahlman E, Mildh G, Parkvall S, et al. 5G radio access [J]. Ericsson Review, 2014, 91(6): 42-48.
- [4] Wang S, Wan J, Li D, et al. Implementing smart factory of Industrie 4.0 [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016.
- [5] 叶中华, 孙文静, 李亚玲. 基于大数据时代背景下人工智能的重要性及运用方法初探 [J]. 计算机产品与流通, 2019, 000(005): 285-285.
- [6] 刘鑫, 杨娟. 机器学习在教育领域的应用前景探究 [J]. 软件导刊(教育技术), 2019 (2): 1.
- [7] 吴秀娟. 基于反思的深度学习研究 [D]. 扬州大学, 2013.
- [8] 张思琦, 张文兰, 李宝. 国外近十年深度学习的研究现状与发展趋势——基于引文分析及共词矩阵的知识图谱分析 [J]. 远程教育杂志, 2016 (2): 64-72.
- [9] 李钢, 李繁荣, 程健. 应用场景需求: 驱动人工智能芯片设计发展 [J]. 前沿科学, 2018, 000(004): 37-40.
- [10] 徐冰珂, 周宇喆, 杨茂林, 等. 面向电信行业网络告警系统的告警过滤算法 [J]. 计算机应用, 2018, 38 (10): 2881-2885.
- [11] Bjornson E, Larsson E G, Debbah M. Massive MIMO for maximal spectral efficiency: how many users and pilots should be allocated [J]. Wireless Communications IEEE Transactions, 2016, 15(2): 1293-1308.
- [12] 王西锋. 网络流量的特性分析与预测研究 [D]. 西北大学, 2007.
- [13] 刘通. LTE 基站智能节能方案及应用 [J]. 电信技术, 2017(4): 63-64.

作者简介:

- | | |
|-----|--|
| 廖军 | 中国联合网络通信有限公司研究院教授级高级工程师, 博士, 主要研究方向为人工智能 |
| 谈鹏驹 | 中国联合网络通信有限公司研究院初级工程师, 主要研究方向为人工智能 |
| 张冬月 | 中国联合网络通信有限公司研究院初级工程师, 主要研究方向为人工智能 |
| 刘永生 | 中国联合网络通信有限公司研究院高级工程师, 主要研究方向为人工智能 |

Research on the application of AI in telecom networks

LIAO Jun, TAN Pengju, ZHANG Dongyue, LIU Yongsheng

(Research Institute of China Unicom Co., Ltd., Beijing 100176, China)

Abstract: 5G network can provide diverse network experience and excellent quality of service, but there are challenges in operation and maintenance, cost control and network security, etc. It is imperative to combine telecom network and AI to promote efficiency and reduce cost. This paper describes the challenges in 5G network, analyses distinctions of AI applications in telecom network from other areas, classifies the AI applications in telecom network, and finally looks forward to the future.

Key words: telecom network; AI; 5G

(收稿日期: 2020-08-05)