

意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构

杨静雅^{1,2}, 唐晓刚³, 周一青^{1,2}, 刘玲^{1,2}, Jiangzhou Wang⁴

(1. 中国科学院计算技术研究所处理器芯片全国重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学计算机科学与技术学院, 北京 100049;

3. 航天工程大学航天信息学院, 北京 101400; 4. 肯特大学工学院, 坎特伯雷 CT2 7NZ)

摘要: 6G 将以智能网络为演进形式, 具备内生智能、开放性的特征。智能网络标准化研究中强调了意图驱动网络对实现网络智能化的必要性。但目前基于意图的网络将意图理解为“*What to do*”而非“*What you want*”, 利用知识定义网络 (KDN) 可在一定程度上根据“*What to do*”完成“*How to configure the network*”。基于此, 提出了意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构, 旨在根据“*What you want*”实现“*How to configure the network*”。首先, 设计了意图抽象模块, 通过意图获取、意图转译、意图映射和意图建模, 从“*What you want*”获取“*What to do*”。其次, 提出了认知模块, 利用机器学习和逻辑推理联合动态优化获取网络知识, 从而根据“*What to do*”完成“*How to configure the network*”。最后, 介绍了支撑 6G 内生智能实现的意图映射、网络信息测量、网络策略生成、网络策略验证等关键技术及未来挑战。

关键词: 6G; 内生智能; 意图抽象; 网络知识

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023016

6G native intelligence network architecture enabled by intent abstraction and knowledge

YANG Jingya^{1,2}, TANG Xiaogang³, ZHOU Yiqing^{1,2}, LIU Ling^{1,2}, Jiangzhou Wang⁴

1. State Key Lab of Processors, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

2. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3. School of Space Information, Space Engineering University, Beijing 101400, China

4. School of Engineering, University of Kent, Canterbury CT2 7NZ, UK

Abstract: 6G will evolve to an intelligent network, featured by native intelligence and openness. The study of standardization of intelligent network emphasizes the importance of intent-driven network for network intelligence. However, current intent-based networking takes the intent as “*What to do*” rather than “*What you want*”. Moreover, current knowledge defined network (KDN) can partially fulfill “*How to configure the network*” according to “*What to do*”. Therefore, a 6G native intelligent network architecture based on the intent abstraction and knowledge was proposed, aiming to achieve “*How to configure the network*” according to “*What you want*”. Firstly, an intent abstraction module was designed to obtain “*What to do*” from “*What you want*”, composed of intent acquisition, intent translation, intent mapping, and intent modeling. Secondly, the cognitive module was proposed to achieve “*How to configure the network*” according to “*What to do*”, which got network knowledge through joint optimization of machine learning and logical reasoning. Finally, enabling key technologies such as intent mapping, network information measurement, network policy generation, and network policy verification were introduced to support the implementation of 6G native intelligence.

Keywords: 6G, native intelligence, intent abstraction, network knowledge

收稿日期: 2022-07-22; 修回日期: 2022-12-02

通信作者: 周一青, zhouyiqing@ict.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2020YFB1807800)

Foundation Item: The National Key Research and Development Program of China (No.2020YFB1807800)

0 引言

随着5G在全球逐步进入商用,产业界和学术界已经加速对6G的研发^[1-6]。为了支撑未来万物智联时代智慧生活、智赋生产、智焕社会等催生的新兴应用场景,例如,脑机通信、智慧交通、精准医疗等^[7-9],6G被广泛认为将是人-机-物三元融合的智能网络,内生智能、开放性将成为6G智能网络的关键特征。6G需要通过节点原生智能、网络协同共建支持智能感知、自主决策、自动执行的能力,满足“智慧泛在,自治自治”的未来愿景。发展6G智能网络的驱动力主要来自新业务的碎片化极致化需求、网络管理和运维的复杂性倍增以及新技术的涌现与变革。

首先,未来人-机-物万物智联将持续催生新的应用,现有网络仅依靠“打补丁”“叠加资源”的方式将难以满足新业务碎片化、极致化的需求。一方面,由于用户行为、信息环境在时间和空间上不断改变,导致用户需求动态化、碎片化。另一方面,随着数字化、智能化发展,未来6G网络中增强现实(AR, augmented reality)/虚拟现实(VR, virtual reality)、工业自动化、远程驾驶等新业务场景的需求将呈现出极致化发展趋势。例如,在AR/VR中,沉浸式交互体验要求数据速率至少达到10 Gbit/s、端到端的时延小于1 ms、随时随地一致性体验等^[8-10]。工业自动化的典型需求是控制面时延达到0.1 ms、可靠性高达 10^{-9} 级等^[8]。远程驾驶中要求用户面时延达到3 ms,同时可靠性达到 10^{-5} 级^[11]。与此同时,一些新的网络性能指标,如机器通信的安全性、触觉通信(如远程医疗)中环境的高精度感知、计算效率等的引入,要求未来6G能够根据业务动态极致的性能需求、柔性设计和构建网络,对整网资源进行最优化调度^[12]。然而,现有网络架构单一固定,遵循端到端的网络范式,提供尽力而为的交付服务,将难以应对未来6G网络中业务碎片化、极致化的性能需求^[13]。因此,迫切需要一种灵活简洁、整网资源可敏捷调度的智慧网络,能够高效准确地预测业务的动态化需求,如吞吐量、时延、可靠性等,结合业务偏好特征并借助云网融合等技术,弹性构建不同网络形态,通过弹性感知、弹性通信、弹性计算等实现网络的弹性构筑,以适配未来网络智能业务的高度动态性和不确定性。

其次,现有网络管理和运维的复杂度随着网络节点的异构性和网络动态性的增强急剧上升,而传统基于人工的网络管理效率低,难以支撑网络的持续性发展,迫切需要智能的网络管理。一方面,面向万物智联,6G将向着空天地海一体化的方向发展。不同制式的接入技术,如地面蜂窝通信、Wi-Fi、专用短程通信技术、卫星通信等需要协同融合;但不同的网络节点,如宏基站、微基站和卫星等,其运营商、技术特征、3C资源(通信、计算和存储)、性能指标等存在显著差异,难以协同。另一方面,网络动态性随着未来空-天网络中无人机、低轨卫星等高移动性设备的引入而增强;同时移动通信频段不断上移,随着毫米波、太赫兹的引入,由于其波束的覆盖范围有限,易受建筑物、人体等障碍物带来的遮挡和阻塞,信道变化的动态性增强^[14-15],这些都为网络资源的优化管控带来了极大的挑战。因此,如何根据业务需求实现跨网协同、如何适配网络和信道的动态变化实现高效管控是未来6G网络面临的重要挑战。然而,目前网络管理仍采用传统人工模式,即人工设计、配置网络参数等,这仅适用于相对简单、静态的网络。面向未来复杂动态的网络,人工管理的成本高,并且性能和用户服务质量也难以保障^[16]。未来网络需要一个具备自感知、自编排、自配置、自运营能力的智慧自治网络来打破传统人工管理和编排的局限性。这就需要6G能够对异构网络进行统一表征,实时感知与分析网络动态信息,利用自动化和闭环优化方式对异构、动态网络进行统一管理和协同调度,基于深度融合实现网络快速自动配置,满足用户需求。

最后,当前新技术不停涌现与变革,将有可能支撑6G网络内生智能功能愿景的实现。借助网络功能虚拟化(NFV, network function virtualization)、软件定义网络(SDN, software defined network)和人工智能(AI, artificial intelligence)等技术,网络将具有更高的灵活性和可扩展性以支撑更加多样化、精细化服务。其中,NFV是在单个物理网络上安装一系列虚拟化网络功能(如路由器、防火墙、域名服务等),从而建立多个逻辑网络。每个逻辑网络具有特定的网络能力和特性,通过启用虚拟隔离机制在一个物理基础设施上可部署多种网络服务,减少硬件使用数量,提升网络柔性适应能力,

从而提高网络架构的灵活性和可扩展性^[17]。而在 SDN 中,网络控制可直接编程,并与数据流的转发分离,控制平面定义数据流的路由与资源的分配,从而提升网络管理与编排的灵活性。因此,SDN 作为 NFV 的互补技术,解耦控制平面和数据平面,主要进行路由和网络操作;NFV 解耦软硬件,主要提供计算和处理服务。以 SDN、NFV 等技术为基础,未来 6G 将有可能实现网络的高效柔性可重构,支撑更加灵活多样的网络服务。此外,基于 AI 技术,6G 将有可能智能适应动态变化的网络环境和信道条件。例如,根据实时采集的大量信道数据,采用深度神经网络进行非线性近似,对未知复杂信道进行动态预测与建模,获取信道知识,给系统决策和管控提供重要信息^[12]。可见,网络产生的大数据加快了技术的演进与发展,新技术的创新与变革也推动了 6G 网络的智能化转型。

1 研究进展

1.1 智能网络

在上述驱动力的推动下,近年来智能网络的研究空前发展。欧洲电信标准化协会(ETSI)、国际电信联盟电信标准分局(ITU-T)、第三代合作伙伴计划(3GPP, 3rd generation partnership project)等已启动网络智能化研究,从架构设计、场景描述、关键技术等方面推进智能网络标准化进展。其中,网络架构的功能设计是未来 6G 网络赋能行业应用的重要基础。

在各种新型网络架构中,意图是未来网络实现智能化的关键之一。2017 年 2 月,ETSI 经验式网络智能(ENI, experiential network intelligence)工作组定义了一个基于意图感知的智能网络架构——ENI 架构,主要包含情景感知、网络大数据分析 and 策略管理等功能模块,其中,情景感知模块负责接收应用程序意图,然后利用网络大数据分析、策略管理等模块翻译为网元配置指令,下发到底层基础设施中^[18]。2019 年 1 月,ITU-T 提出基于机器学习(ML, machine learning)的未来网络统一逻辑架构,包含管理子系统、多层 ML 管道和闭环子系统^[19]。其中,运营商借助“意图”指定机器学习用例,然后借助管理子系统和多层 ML 管道进行编排和实现,并持续进行环境感知和策略优化。2020 年 3 月,3GPP 提出了意图驱动的管理服务闭环自动化机制,其中,用户只需

表达自身意图,即希望特定实体达到特定状态,而服务提供者负责将意图转化为网络设备管理需求,进行网络配置,并持续监测意图实现状态,调整网络配置满足意图要求^[20]。

以上网络智能化研究指出了意图对于未来内生智能网络发展的重要性,基于人类意愿自动智能搭建和操作网络,降低网络管理复杂度,提升网络运维效率,保障网络体验。

1.2 基于意图的网络

2015 年,开放网络基金会北向接口工作组主席 David Lenrow 提出基于意图的网络(IBM, intent-based networking)概念,并将意图定义为“Intent: don't tell me what to do! (tell me what you want)”^[21]。2016 年,开放网络基金会发布“Intent NBI - definition and principles”白皮书,描述了基于意图的北向接口(NBI, northbound interface)属性和结构,将意图理解为网络服务请求(如 connect Bob to the (public) Internet)^[22]。2017 年,Gartner 发布报告定义了基于意图的网络功能,包括意图翻译和验证、网络状态感知、自动化配置、意图保障和自动修复。其中,IBM 将意图定义为业务策略(如新建一个虚拟机),而意图翻译和验证负责将意图转化为网络策略和配置^[23]。2019 年,开放数据中心标准推进委员会发布“意图网络技术与应用白皮书”,在 Gartner 提出的 IBM 的基础上增加了用户意图输入和网络基础设施 2 个部分,进一步完善了 IBM 的功能模块^[24]。以上报告和白皮书所提出的基于意图的网络架构中将意图理解为“*What to do*”,而不是“*What you want*”。因此,网络亟须提升智能,从“*What you want*”中抽象出“*What to do*”。

目前,学术界关于基于意图的网络的研究集中在网络架构、平台和接口^[25-27]。文献[25]提出一种基于意图的网络切片编排框架。首先接收意图请求(用户所需服务名称和服务等级),然后提取服务关键字并映射为虚拟化网络功能,最后采用 Swarm 管理器分配 CPU、内存和带宽资源。不同于文献[25],文献[26]搭建了基于意图的网络切片生成与管理平台。首先设计图形界面接收用户意图请求,即用户服务质量(QoS, quality of service)需求,然后采用意图管理器将意图请求转换为切片配置策略,并分配资源以创建切片实例。与非基于意图的机制相比,文献[25-26]中用户只需要

对网络提出需求，不需要关注底层如何实现，提升了网络切片生成与管理的自动化程度。不同于文献[25-26]，文献[27]针对 OpenFlow 控制器，扩展一个名为“意图引擎”的新组件，并以用户移动性管理为例展示了基于意图的网络接口提高了传输吞吐量。文献[25-27]进行网络决策时，采用预先安装的意图管理器或控制器，将意图请求转化为预先制定好的若干固定网络配置策略之一，缺乏对网络状态数据的学习与分析，难以应对动态变化的网络环境。此外，人类进行决策时通常需要结合感知与推理来解决问题，其中，感知可以通过数据驱动的机器学习实现，而推理可以通过规则驱动的逻辑推理（如一阶逻辑）实现^[28]。那么未来网络要想实现智能决策，需要融合机器学习和逻辑推理能力，使两者能够协同工作，优势互补。

综上，针对6G智能网络的发展目标，现有基于意图的网络研究提出的网络功能架构中强调了自动化能力的必要性，旨在提高网络运维的效率，并将“意图”理解为用户服务需求，目标是实现“*What to do*”与“*How to configure the network*”之间的解耦。然而，意图的本质应是实现“*What you want*”。因此，实现意图网络需要3个重要步骤，首先，获取“*What you want*”；其次，从“*What you want*”中获取“*What to do*”；最后，根据“*What to do*”明确并完成“*How to configure the network*”。现有研究集中在第一步和第三步，通常认为获取的“*What to do*”等价于“*What you want*”，而针对第二步，尚未提出明确的解决方案。同时，第三步以知识定义网络为例，缺乏逻辑推理能力，难以支撑未来网络的智能管控。因此，未来基于意图的网络一方面需要深入理解并抽象用户意图，由“*What you want*”得到“*What to do*”；另一方面需要学习获取网络知识，基于知识实现网络智能决策，由“*What to do*”完成“*How to configure the network*”。

1.3 知识定义网络

目前，知识定义网络利用网络遥测、机器学习等技术收集网络数据、挖掘网络知识，可为基于意图的网络中的智能管控，即根据“*What to do*”完成“*How to configure the network*”，提供重要信息。2003年，Clark等^[29]针对现有网络出现问题时需要大量人工进行配置、诊断和设计，导致高昂管理成本的问题，基于AI和认知理论提出知识平面（KP，

knowledge plane）的概念，抽象和隔离高层目标与底层操作，通过学习网络历史配置经验（如配置动作和网络结果等），辅助网络进行自主决策、自动配置。然而，网络是分布式系统，其中每个节点（如交换机、路由器）只拥有网络部分视图和控制权，从这些节点中难以学习到全网特性，因此控制整个网络是存在挑战的。2017年，Mestres等^[30]考虑利用SDN范式中逻辑集中式的控制平面可以查看和操作整个网络的特点，认为Clark等的愿景可以被实现，进而在传统控制平面、管理平面和数据平面的基础上添加知识平面，提出知识定义网络（KDN，knowledge defined network）架构。KDN首先利用控制和管理平面获得网络状态信息，如深度包检测信息，并利用机器学习算法转化为知识（例如网络配置模型）；然后，基于网络知识自动或人工进行网络配置决策（如网络路由决策）。

目前，关于KDN的研究集中在架构设计、策略生成等方面。文献[31]基于KDN提出知识定义的光电混合网络编排架构，包含2个控制器，分别编排计算和带宽资源，并设计3个深度神经网络从网络流量数据中获取网络知识，即流量特征和计算任务，协同实现网络流量、虚拟机需求预测，进行光电混合网络配置（如光路交换机配置）决策。文献[32]基于KDN闭环网络架构，研究智能路由策略生成机制。其关注数据包间隔遵循指数分布的流量数据，采用卷积神经网络抽象数据流间延迟和丢包率特征，提出确定性策略梯度算法，生成网络流量路由策略，提高复杂网络路由配置性能。此外，文献[33]针对6G网络需求增长与资源消耗的矛盾，在6G管控体系中引入管控知识空间模块，负责收集和抽取网络管控经验和知识，并提出一种基于知识空间的6G网络管控体系，通过闭环控制实现网络按需服务。其中，知识获取主要由收集的网络数据，通过数据分析提取而得。文献[34]在网络架构中将知识驱动与数据驱动相结合，在传统深度学习、强化学习方式中，引入用户特征和网络参数（如各子网实现的需求流量、传输效率等）知识变量，通过历史大数据支持知识+数据驱动模型的学习，提升网络运行的性能（如提高传输效率）。

综上，KDN采用数据驱动的机器学习技术进行网络决策（如路由决策），可以简化人工管理与操作流程。目前，知识定义网络中的“知识”是基于

数据事实, 利用机器学习技术, 包含监督学习、非监督学习和强化学习算法学习获取而得的^[30]。例如, 对于有监督学习而言, “知识”是采用监督学习算法(如深度学习), 基于有标记的网络数据学习一个网络变量与网络操作相关联的函数(如网络性能作为流量负载和网络配置的函数)。然而从人类决策来看, 需要结合机器学习和逻辑推理才能得到最优的策略^[28,35]。

文献[35]提出了融合机器学习和逻辑推理的新框架。首先采用机器学习算法从训练数据中学习一个初始模型, 并使用该模型决策, 然后采用逻辑子句表示决策结果, 并输入推理系统; 推理系统采用逻辑推理规则对求解问题进行形式化, 并使用从机器学习获取的逻辑子句, 通过诱因性逻辑程序等进行机器推理, 若推理结果与人工总结的推理规则不一致, 则通过逻辑反绎生成最小化不一致的假设修订, 反馈给机器学习, 从而重新训练机器学习模型。以分类任务为例, 在仅利用机器学习的方法中, 假设训练数据为 $\{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X}$ 表示第 i 个训练实例, $y_i \in \mathbf{Y}$ 表示类标签, 目标是学习输入空间 \mathbf{X} 到输出空间 \mathbf{Y} 的映射 $f: \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}$, 该映射可以预测 \mathbf{X} 空间中不属于训练实例的数据的类标签。与上述方法不同, 在结合机器学习和逻辑推理的方法中, 以 $\{(\mathbf{x}_i, f(\mathbf{x}_i)), \dots, (\mathbf{x}_m, f(\mathbf{x}_m))\}$ 为基础的逻辑事实还需要与知识库 KB 中的逻辑规则一致。假定给定一组数据 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i\}$ 、一个知识库 KB 和一个分类器 C , 目标是寻找一个函数 f 对未知数据进行预测^[35]

$$\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i\}, f \triangleright O \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \text{KB} \models O \quad (2)$$

$$\text{KB} \models \Delta(O), f \leftarrow \psi(f, \Delta(O)) \quad (3)$$

其中, O 是由 \mathbf{x}_i 和 f 表示的逻辑事实, \models 表示逻辑蕴含。如果 O 与式(2)中的 KB 一致, 则返回当前的 f , 否则, 如式(3)所示, 首先通过逻辑反绎生成 $\Delta(O)$, 然后根据 $\Delta(O)$ 更新 f 。在分类手写等式任务中, 结合机器学习和逻辑推理相较于传统仅基于机器学习的方法, 可以显著提升分类精度^[28]。

综上, 在根据 “What to do” 去实现 “How to configure the network” 的过程中, 现有知识定义网络的架构研究虽然有一定智能决策的能力, 但其在进行网络决策的过程中仅考虑机器学习方式, 缺少逻辑推理能力(如一阶逻辑表示)。因此, 现有网

络架构都难以实现未来 6G 内生智能的目标, 亟须提出新型智能网络架构。

面向未来 6G 内生智能的目标, 现有 6G 网络架构相关研究中首先缺乏意图的理解和抽象, 即如何从 “What you want” 中获取 “What to do”; 其次, 在根据 “What to do” 实现 “How to configure the network” 的过程中进行网络策略生成时仅考虑机器学习方式, 缺乏逻辑推理能力, 降低了决策的准确性。因此, 本文提出一种意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构, 相较于现有 6G 网络架构, 将意图抽象平面和认知平面引入 6G 网络架构体系, 其中, 在意图抽象平面中, 本文设计意图获取、意图转译、意图映射和意图建模, 实现从 “What you want” 到 “What to do” 转换。其次, 基于知识平面提出了认知平面, 通过机器学习和逻辑推理联合动态优化获取网络知识, 支撑网络从 “What to do” 实现 “How to configure the network” 的智能决策。同时, 分析了支撑 6G 内生智能实现的用户意图映射、网络信息测量、网络策略生成、网络策略验证等关键技术及未来挑战。

2 6G 内生智能网络架构

目前, 学术界与产业界对内生智能的定义和目标正在持续讨论中, 本文认为, 6G 内生智能是指 6G 网络支持感知-通信-决策-控制能力, 能够自主感知周围环境以及应用服务特性, 进行自动化决策与闭环控制, 目标是实现网络零接触、可交互、会学习。然而, 当前针对智能网络的研究工作还停留在外挂式设计的阶段, 仅采用人工智能技术解决特定的网络优化问题, 通过补丁式、增量式增强现有网络功能, 将难以满足未来网络动态复杂的业务需求。

面向 6G 网络管理与控制的内生智能需求, 本文提出意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构, 融合了基于意图的网络与知识定义网络的优势, 首先抽象用户意图和感知网络状态, 然后基于网络知识进行管控策略的生成与部署, 最终有望实现内生智能网络的目标。图 1 展示了意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构, 包含 5 个平面, 分别为意图抽象平面、认知平面、管理平面、控制平面和数据平面。本文将意图抽象平面和认知平面引入 6G 网络管控体系, 首先, 通过意图获取、意图转译、意图映射和意图建模步骤, 实现从 “What

you want”得到“What to do”。然后，基于知识平面提出了认知平面，包括知识获取和知识应用。其中，知识获取是通过机器学习模型和逻辑推理规则联合动态优化获取网络知识（如网络配置模型）。知识应用是基于网络知识实现策略生成、策略验证等功能，从而由“What to do”实现“How to configure the network”。

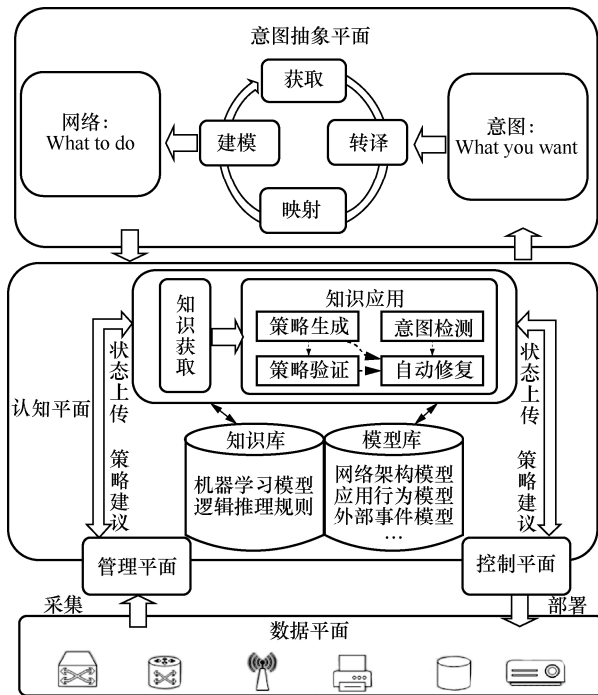


图 1 意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构

值得注意的是，由于所提架构的实验验证需要涉及大量的设备和软件，且各个功能模块的仿真需要基于人工智能技术，采集、处理与标注大量通信网络相关数据进行模型训练与测试，短期内难以进行仿真和实验验证。另一方面，相较于现有的网络架构体系^[33-34,36]，所提架构主要引入的新功能模块包含意图抽象平面和认知平面。因此本文将围绕所提出的新功能模块，通过实例说明该模块的可实现性。在此基础上，对所提出的新功能模块与现有网络架构中的平面，包含管理平面、控制平面以及数据平面之间的闭环交互进行深入分析，明确系统工作时不同平面之间的数据流转，进一步支撑整个系统的可实现性。

2.1 意图抽象平面

意图抽象平面的目标是从“What you want”获取“What to do”，通过意图获取、意图转译、意图映射和意图建模 4 个步骤运行和实现。接下

来，本文将具体描述上述功能模块的实现过程和相关技术。

意图获取是根据“What you want”获取用户的“意图需求”。经济学中，“意图需求”主要体现的是用户的心理规律，难以建模与评估，需要结合实际场景分析。一种可能的方法是利用系统的人机接口和传感界面对用户心理的意图需求进行采样提取，其主要基于自然语言处理、语音识别等技术，通过分词标注、命名实体识别、词典查询、情感分析等处理过程获取用户的意图关键词^[37]。例如，根据专家经验制作意图词库，包含自然语言表述和意图关键词间的对应关系，利用意图词库，可以通过语言分词、词典查询等过程找到意图词库中相关词汇作为意图关键词。

意图转译是将用户的“意图需求”转化为“实际需求”（用户对通信业务期望的体验效果），可以采用深度学习、决策树技术实现。具体而言，首先收集用户意图和用户主观体验质量（QoE, quality of experience）关键词转译数据，然后利用深度神经网络学习上述转译关系。当获取到用户意图关键词时，利用训练好的意图转译模型直接转译为 QoE 关键词（业务类型、期望状态等），从而得到用户主观体验质量，即获得用户的“实际需求”。

意图映射是将用户主观体验质量映射为网络服务质量指标，可以借助一些拟合工具，如综合优化分析计算软件平台（1stOpt, first optimization）等，通过数据拟合获得以用户主观体验质量为自变量的网络服务质量指标映射函数，也可以利用现有的机器学习模型（如深度神经网络）获得映射模型。其中，意图映射过程通常包含 2 个步骤：首先选择合适的客观 QoE 指标（如图像视频质量评估，即使用数学模型计算参考图像和评估图像之间像素和整体结构的相似度或差异值），仅考虑业务（如图像、视频）本身特征，将用户主观 QoE 映射为一组客观 QoE 指标^[38-39]；然后，选择合适的网络 QoS 指标（如吞吐量、时延、抖动、丢包等）^[40]，将上述客观 QoE 指标映射为网络 QoS 指标^[41]。另外，也可以直接收集用户主观 QoE 和网络 QoS 指标数据，采用深度神经网络学习用户主观 QoE 与网络 QoS 指标之间的映射关系，从而得到意图映射模型。例如，在视频业务中，可以选择视频质量度量（VQM, video quality metric）作为客观 QoE 指标，而丢包率、抖动性和时延作为网络 QoS 指标，并采集大量视频

样本，观察不同网络 QoS 指标对 VQM 值的影响，通过曲线拟合工具 1stOpt 得出网络 QoS 指标与客观 QoE 指标之间的映射函数关系式^[42]。此外，以语音业务为例，目前“IQX 假设”给出了平均意见得分 (MOS, mean opinion score) 与网络丢包率 p_{loss} 的关系^[43]，如式(4)所示。

$$MOS = 3.0819 \exp(-4.6446 p_{loss}) + 1.07 \quad (4)$$

意图建模主要基于网络 QoS 指标，设计目标函数和约束条件，建立优化模型，从而得到“*What to do*”。目标函数可以是通信性能指标（如传输速率、时延、能量效率、频谱效率等），也可以是感知性能指标（如定位精度、感知范围等）和计算性能指标（如计算服务响应时间、计算资源利用率等）^[44]，并且目标函数通常是多目标优化函数，例如，研究多目标决策的 QoS 路由算法时，选择时延和丢包率作为优化目标，带宽作为约束条件，建立多目标非线性整数优化模型^[45]。此外，意图建模的结果一方面发送给认知平面，利用网络知识优化得到网络策略；另一方面传递给意图获取模块，作为先验信息优化意图获取过程。此外，对于“*What to do*”的精准度的评估，一方面可以在各个功能模块中设计合适的损失函数（如交叉熵损失）定量评估每个功能模块执行的准确性，从而进一步评估“*What to do*”的精准度；另一方面可以借助数字孪生技术，通过在虚拟空间构建数字孪生体，通过仿真和测试

可初步预测由“*What to do*”优化生成的策略的执行和协同状况，反馈给意图抽象平面，而意图抽象平面根据预测的结果，并结合网络 QoS 指标进一步评估“*What to do*”的精准度。

总体而言，借助现有的一些技术，如自然语言处理、语音识别等，所提出的意图抽象平面中的意图获取、意图转译、意图映射和意图建模功能模块将有望实现。因此，所提出的意图抽象平面具有一定的可实现性。

2.2 认知平面

认知平面的目标根据“*What to do*”得到实现“*How to configure the network*”的管控策略，通过知识获取和知识应用实现。其中，知识获取是采用机器学习和逻辑推理联合动态优化获取网络知识。首先，基于管理平面和控制平面收集到的网络运行和配置数据，采用机器学习方式进行网络学习，并将学习得到的结果表示为逻辑子句，然后通过逻辑程序对于该逻辑子句进行机器推理，并将推理结论反馈给机器学习模型。整个过程迭代进行，直到机器学习和逻辑推理得到的结果统一^[28,35]。

以“手写等式解密”（即识别图片中的数学符号并破解等式背后的“异或”法则）任务为例，神经逻辑机框架如图 2 所示，其主要包含 3 个部分，卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 模型对应反译学习中的机器学习，主要

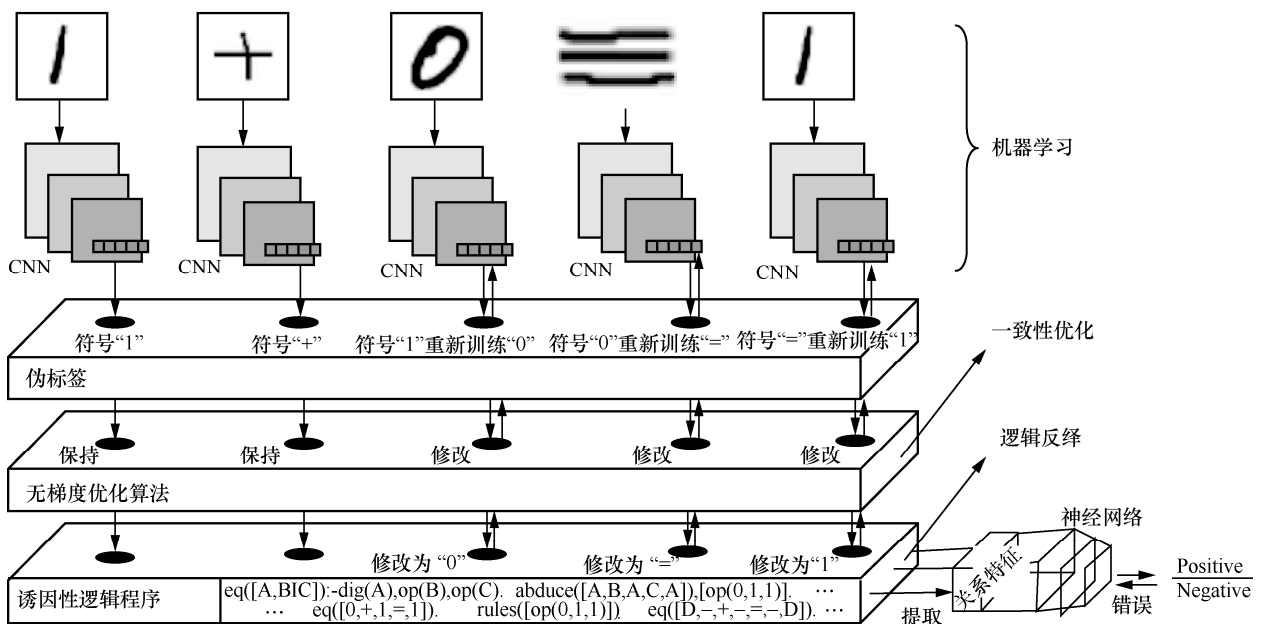


图 2 神经逻辑机框架

用于识别等式符号；无梯度优化算法主要用于最大化模型与领域知识、样本标记的一致性^[28]；诱因性逻辑程序对应反绎学习中的逻辑反绎，一方面借助领域知识（如一阶逻辑公式）和样本标记，根据 CNN 识别结果学习数据中的加法形式（如逻辑异或），另一方面在存在不一致时推理得到更可能正确的等式符号，训练开始时，首先 CNN 尝试识别手写等式图片为伪标签符号“1”“+”“0”和“=”，根据图片顺序将上述符号输入诱因性逻辑程序。然后，诱因性逻辑程序根据领域知识判断识别出符号的最终标记是否和样本标记一致，若不一致，通过无梯度优化算法学习判断错误位置的函数，标记出等式中出现识别错误概率较大的位置。诱因性逻辑程序借助领域知识和样本标记对错误进行修改，给出修改依据的加法规则（如 $0+1=1$ ），并将修改结果用于重新训练 CNN 模型，直到诱因性逻辑程序和 CNN 得到的结果一致^[28]。

知识应用是基于网络知识进行网络策略（如流量转发策略）生成、策略验证、意图检测、自动修复。其中，策略生成是基于上述知识推理得到网络策略。策略验证是采用形式化验证技术验证上述生成的网络策略的可执行性（即网络能否按照用户预期的目标实现）。当网络中同时存在多个策略时，需要进一步验证策略间是否发生冲突，若存在冲突，需要进行冲突消解。意图检测是利用网络信息测量技术检测意图是否发生变化和网络运行是否出现问题。自动修复是根据意图检测的结果，若发现用户意图难以满足，则通过网络知识进行网络分析与故障修复。

总之，利用无梯度优化算法，联合优化机器学习和逻辑推理获取网络知识，相较于仅机器学习的方法可以提升准确度^[28]。因此，借助一些现有的技术，所提出的认知平面具有一定的可实现性。

2.3 管理平面

管理平面一方面从认知平面获取策略建议，优化网络数据采集，另一方面负责监测网络数据平面状况，收集网络运行状态数据，传输给认知平面进行网络知识获取与应用。其中，管理平面主要依赖一些网络测量协议，包含主动测量协议（如 Ping、Traceroute 等）、被动测量协议（如 NetFlow 等）和带内网络遥测（INT, in-band network telemetry）协议等，从数据平面收集网络流量数据、业务分布数据等，并对数据进行预处理（如缺失值处理、重复

数据清除等），然后传输给认知平面进行管控策略生成与验证。

2.4 控制平面

控制平面从认知平面获取网络策略，利用一些网络协议，如 OpenFlow 协议、简单网络管理协议（SNMP, simple network management protocol）等，转化为网络设备可以识别的配置指令，自动下发到数据平面中的网络设备中。其中，OpenFlow 协议允许控制平面控制和管理数据平面交换机（如指示交换机如何处理流量）。此外，目前可编程协议无关报文处理（P4, programming protocol independent packet processors）作为一种与协议无关的编程语言，可以对可编程的转发设备（如交换机、网卡等）的转发逻辑进行编程。同时，控制平面也可以给认知平面提供网络配置信息，优化网络决策。

2.5 数据平面

数据平面根据控制平面下发的网络配置规则，完成相应的配置操作和状态更新（如数据包的存储、转发和处理），其主要由可编程的网络设备（如交换机）组成。

值得注意的是，本文以基于意图和知识的管控闭环为例分析所提出的新功能模块与现有网络架构中一些功能所在的平面，包含管理平面、控制平面以及数据平面的闭环交互，明确系统工作时不同平面之间的数据流转，从而为整个系统的可实现性提供支撑。该管控闭环具体为数据平面→管理平面、管理平面&意图抽象平面→认知平面、认知平面→控制平面、控制平面→数据平面。其中，对于数据平面→管理平面，管理平面的目标是从数据平面采集网络状态数据（如流粒度信息、网络拓扑等），主要依赖于测量协议（如带内网络遥测协议）实现。对于管理平面&意图抽象平面→认知平面，管理平面对获取的网络状态数据进行预处理（如缺失值处理、重复数据清除等），去除噪声的干扰，将处理后的数据传输到认知平面，意图抽象平面将用户意图抽象得到的网络优化目标传输到认知平面。认知平面利用从意图抽象平面获取的优化目标和管理平面传输的网络状态数据，采用机器学习和逻辑推理联合动态优化获取网络知识，并利用知识生成网络策略。对于认知平面→控制平面，认知平面可以采用声明式语言将网络策略下发到控制平面。对于控制平面→数据平面，控制平面主要利用

一些网络协议将获取的网络策略转化为网络设备可以识别的配置指令，并部署到数据平面中的网络设备中。

3 6G 内生智能网络的关键技术

由意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构可知，内生智能网络的实现依赖于一系列关键技术，涉及心理学、计算机和通信等领域，需要通过各个领域技术的交叉融合，才能支撑未来网络的内生智能。为了确保所提架构高效工作，需要攻克用户意图映射、网络信息测量、网络策略生成、网络策略验证等关键技术。

3.1 用户意图映射技术

意图抽象平面的核心功能是从“*What you want*”中获取“*What to do*”。其中，“*What you want*”和“*What to do*”的关键要素分别是用户主观 QoE 和网络 QoS 指标。而用户意图映射技术作为链接二者的重要桥梁，将用户主观 QoE 准确映射为网络 QoS 指标。如图 3 所示，意图映射过程可以建模为两步，首先将用户主观 QoE（如 MOS 等）映射为一组客观 QoE 指标，然后将上述客观 QoE 指标映射为网络 QoS 指标^[40-41]。以多媒体服务为例，客观 QoE 指标包含结构相似度（SSIM, structural similarity index）、峰值信噪比（PSPR, peak signal-to-noise ratio）和视频质量度量（VQM）等，网络 QoS 指标包含丢包率、时延、吞吐量等^[38-39]。

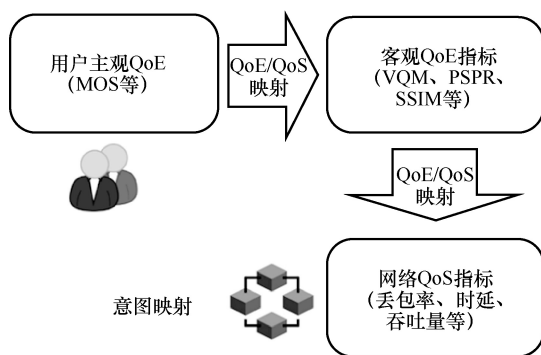


图 3 意图映射过程

目前，已有研究关注用户主观 QoE 与客观 QoE 指标、网络 QoS 指标之间的映射过程^[39,46]。文献[39]研究 MOS 与 VQM、SSIM 之间的相关性，采用一个包含 24 个场景的视频库，通过主观实验得到 MOS 数据，并利用客观视频质量评价程序获取视频的 VQM 和 SSIM 值。测试表明，VQM 和 SSIM 与

MOS 之间具有高度相关性。文献[46]研究 PSNR、SSIM 等 6 种客观 QoE 指标与 MOS 之间的相关性，提出了一种映射机制，利用 3 个开源视频质量评估数据集，评估所提映射机制的性能。

由上述研究可知，现有关于用户意图映射的工作主要针对视频业务^[39,46]，然而，未来 6G 网络将存在纷繁多变的业务，包括沉浸化、智慧化业务（如 AR/VR、远程医疗等）。面向动态变化的业务，如何定义和选取合适的 QoE 和 QoS 指标参数，构建用户主观 QoE、客观 QoE 指标和网络 QoS 指标之间的映射关系，实现用户意图的准确映射，这仍是一个开放问题。

值得注意的是，近年来，机器学习技术迅速发展，可从数据中学习，进行特征选择，建立输入输出特征映射函数。因此，现有研究针对视频业务利用机器学习技术选择 QoE 和 QoS 指标参数（如带宽、视频分辨率等），并学习它们之间的映射关系^[47]。然而，机器学习方法需要大量用户主观 QoE 和网络 QoS 指标作为数据集进行学习训练。

这些数据可能涉及用户隐私问题，用户分享隐私数据进行模型训练，导致数据将有可能被接收方或第三方恶意窃取和利用。最近，联邦学习（FL, federated learning）这种分布式机器学习框架将有可能处理上述问题。在联邦学习中，用户可在本地存储 QoE 和 QoS 数据，并训练本地 QoE 和 QoS 映射模型，然后将模型上传至远程云服务器，由服务器进行模型聚合，下发给参与用户，如此完成多轮模型训练。因此，未来对于用户主观 QoE 和网络 QoS 指标映射模型的构建和训练可以采用联邦学习模式，降低用户隐私数据的泄露风险。考虑本地-云服务器联邦学习模式造成的高时延问题，分析其主要来自通信时延^[48]，可以采用数据准备，通过模型稀疏、压缩和量化等方法降低通信数据量；资源分配，选择通信质量较好的客户端参与训练，提高联邦学习的通信效率以及分层联邦学习等方法解决。此外，现有研究通常直接使用面向图像分类，目标检测问题的机器学习模型与算法，导致学习效果较差，未来需要针对通信网络相关的指标、数据，设计更加可靠、泛化能力更强的机器学习算法，准确映射用户意图。

3.2 网络信息测量技术

网络信息测量技术作为数据平面→管理平面的关键技术，通常借助一些测量协议，包含主动测

量协议、被动测量协议和带内网络遥测等，全面感知网络状态信息，如网络拓扑、带宽、吞吐量等，为网络智能化提供关键数据支撑。主动测量的原理如图 4 中的实线所示，控制主机 P_1 向主机 P_2 发送探测报文，根据该报文序列在目标网络传输后发生的变化推测主机 P_1 和 P_2 之间的网络性能参数，如可达性、路由情况等。目前，主动测量协议包含 Traceroute、IP 等。其中，Traceroute 利用互联网控制消息协议报文得到源主机和目的主机之间的路由情况。优点是部署方便，用户仅在本地发送探测包，观察网络响应即可，缺点是增加了网络负载，可能引起海森堡效应，即额外的流量会干扰网络。被动测量的原理如图 4 中的虚线所示，采集数据的装置 M_1 和 M_3 可以直接接入设备 R_1 和 R_3 中，从而捕捉流经设备 R_1 和 R_3 的信息。目前，被动测量协议包含 NetFlow、采样流 (SFlow, sampled flow) 等。其中，NetFlow 以流为粒度进行网络测量，设置固定的采样时间间隔捕获流经交换机的信息，然后导出聚合数据。优点是不产生额外的网络负载，缺点是只能获得局部网络数据，难以获取端到端的网络信息。

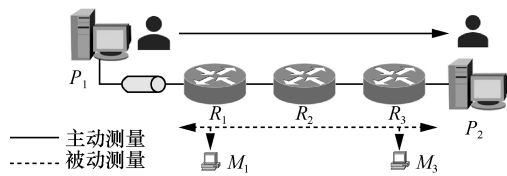


图 4 主动测量和被动测量原理

考虑主动测量和被动测量技术分别存在“旁观者效应”和“不精确测量效应”，研究者提出了一种新的网络数据收集和处理技术，即带内网络遥测技术采用上报模式，即网络设备主动上报数据信息（如设备级信息、入端口信息、出端口信息等），可从物理网元或虚拟网元上远程采集数据，不需要注入额外的数据包，并可以获得端到端的网络运行信息，有望解决以上问题^[49-50]。

目前，有研究提出利用带内网络遥测技术收集网络运行数据^[51-53]。其中，文献[51]在有线网络场景中采用带内遥测技术收集交换机 ID、跳延迟、队列拥塞状态等信息。其中，网络数据作为元数据附加在虚拟扩展局域网数据包中，当数据包离开测量网络域时，从 INT 数据包中剥离 INT 数据并转发到监测主机。不同于文献[51]，文献[52-53]考虑在无

线网络中引入带内网络遥测技术。文献[52]基于 IEEE 802.15.4e 标准的工业无线传感器网络，利用 IEEE 802.15.4e 帧设计了一种新的网络遥测机制，主要思想是利用帧中剩余空间封装收集网络节点标识号、接收信号强度指示 (RSSI, received signal strength indication)、信道状态等信息。文献[53]关注 IEEE 802.11 网络，基于 SDN 架构设计一种低吞吐量的带内遥测技术，将收集到的 RSSI、数据速率、信道信息、接收时间等信息封装到网络介质访问控制层和网络层报头之间。文献[53]采用带内遥测技术定制化收集网络数据，相比于主动测量技术带宽开销减少了 80%以上。

综上，虽然带内网络遥测相比主动测量和被动测量技术具有优势，但是目前带内网络遥测的研究成果仅处于“刚能测量”的阶段，还存在很多技术挑战。首先，INT 中定义了网络设备可以主动上报数据信息，但数据包自身无法选择路径转发，无法实时获得全网状态的网络视图。其次，遥测指令和数据的构造、封装、填充和提取等不仅消耗了网络带宽，而且增加了交换机处理时延。此外，目前 INT 主要针对单个网络进行网络数据的收集，而未来 6G 内生智能网络需要全面实时感知与分析异构网络动态信息，因此，未来需要对跨异构网络遥测、通用化遥测模型等进行深入研究，才能为网络智能决策提供数据支撑。

3.3 网络策略生成技术

认知平面主要负责根据“*What to do*”完成“*How to configure the network*”，最终将用户意图转换为网络配置操作。其中，网络策略生成技术是认知平面的重要使能技术，将运用网络知识，基于用户意图实现网络各层（如接入网、核心网等）功能和资源的智能决策。网络策略生成可以采用传统优化方法和智能优化方法。其中，传统优化方法通常要求目标函数是凸函数，可行域是凸集等条件，限制了可解决的问题范围。目前，广泛使用的策略生成方法是智能优化方法，通常采用强化学习算法，从环境交互中学习。根据网络优化目标和环境信息设计智能体，包含定义智能体动作函数、奖励函数和状态函数，通过最大化累积奖励从而获得最优或次优的一系列网络动作，即网络策略（如计算卸载策略）。如图 5 所示，智能体当前状态定义为 $s(t) \in \mathcal{S}$ ，然后与环境交互，即采取动作 $a(t) \in \mathcal{A}$ ，获得相应的奖励 $r(t+1) = U_r(s(t); a(t))$ ，

并转移到下一个状态 $s(t+1)$ ，如此迭代，通过最大化累积奖励，获得最优的网络策略。其中，累积奖励函数可以定义为

$$\bar{y}(t) = U_r(s(t); a(t)) + \gamma Q\left(s(t+1), \arg \max_{a(t+1)} Q(s(t+1), a(t+1))\right) \quad (5)$$

其中， $\gamma \in [0, 1]$ 是折扣率，表示未来奖励相对于当前奖励的重要程度。

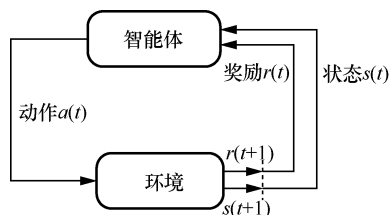


图 5 强化学习执行过程

文献[54]将强化学习应用于虚拟化网络功能 (VNF, virtual network function) 最优放置中，首先将 VNF 放置过程建模为马尔可夫决策过程，然后利用强化学习，将迁移成本和资源超载惩罚的负值定义为奖励，智能体通过与 VNF 放置环境进行交互，最大化长期累积奖励得到满足用户 QoS 的 VNF 放置策略。文献[55]将深度强化学习用于计算卸载方案设计中，首先将任务之间的依赖关系建模为有向无环图，并和卸载方案一起作为状态空间，然后采用卸载和本地执行表示动作，将卸载时延的负增量定义为奖励，通过最大化累积奖励，即最小化总时延得到最优的卸载策略。文献[56]将深度强化学习算法用于车联网服务迁移方案设计中，将服务供应商的内存脏页速率、服务距离和车辆移动速度定义为环境状态，采用服务迁移和不迁移表示动作，将系统效用（迁移净收入）定义为奖励，通过与环境交互学习得到基于移动速度的自适应迁移决策，最大化系统效用。

综上，网络功能和资源管控策略生成作为智能网络决策的核心功能，通过生成合适的网络配置策略，提升网络业务的服务质量。目前，基于强化学习的策略生成方案需要预先定义好环境状态、奖励和动作 3 个部分，目标是最大化累积奖励。其中，奖励函数的定义直接影响最终学习到的网络策略。若奖励设计不合适，会降低智能体学习的效率，给最终网络策略的生成带来挑战。此外，现有研究仅能针对单一场景和任务（如计算卸载）进行网络策

略的制定与优化。而未来 6G 需要同时满足多类场景的需求，现有方法将难以实现全场景管控。因此，亟须为智能网络探索新的决策框架与机制，基于网络知识而不是基于任务获取最优的网络策略，借助人工智能技术对网络状态变化规律进行动态分析与建模^[57]，提高智能网络应对复杂环境的稳健性和自适应性。

3.4 网络策略验证技术

网络策略生成后，若直接通过一些操作（如网络配置协议）下发到数千台甚至数万台网络设备中，一旦出错，将产生巨大的影响。因此，在认知平面完成“*How to configure the network*”之前需要进行网络策略验证。策略验证首先需要进行策略的正确性验证，其次若包含多个策略，需要进一步进行策略间的冲突性验证。

网络策略的正确性验证通常采用模型检测与定理证明方法。模型检测的基本原理是使用状态空间搜索方法检测一个有限状态系统是否满足一个规范或规约^[58-59]。优点是自动化程度较高，若系统性质不满足，反馈该性质不满足的原因，据此原因系统可以进一步改进；缺点是可能出现状态空间爆炸，由于检测程序需要对系统整个状态空间进行搜索，系统状态图的大小与系统模型的状态数成正比，而系统模型的状态数与并发系统的大小呈指数关系，因此，随着待检测系统规模的增大，所需搜索的状态空间呈指数增大。定理证明方法的基本原理是通过逐步推导表明系统性质的公式来验证系统的正确性。优点是可以应用于包含无限状态空间的系统；缺点是自动化程度不高，大多数定理证明是交互式的，需要具有较强数学能力的专家引导。

策略的冲突性验证主要验证不同策略间是否产生冲突关系，若存在冲突关系则需要进行冲突消解（如移除低优先级的策略）。目前，根据策略匹配域（如地址空间）的关系和策略执行的动作定义以下策略的冲突关系：冗余、覆盖、相关和泛化^[60]。其中，冗余是策略 A 和策略 B 包含的操作对象相同，且对应的操作结果相同，但策略 A 拥有更高的优先级；覆盖是策略 A 和策略 B 包含的操作对象相同，但对应对象的操作结果不同，策略 A 拥有更高的优先级；相关是策略 A 和策略 B 包含的操作对象不同但存在交集关系，并且相同对象的操作结果不同，并且策略 A 拥有更高的优先级；泛化是策略 A 和策

略 B 包含的操作对象不同但存在子集关系，相同对象的操作结果相同，并且策略 B 拥有更高的优先级^[60-61]。策略的冲突性验证的优点是在策略下发前，检查策略间是否存在冲突关系，从而提高了整个系统的稳定性；缺点是增加了系统的复杂性，系统需要分析策略间冲突关系，并进行冲突消解，可能导致较长的系统响应时间^[62]。

文献[63]采用机器学习方法（如决策树）执行计算树模型检测过程，不仅可以验证系统设计的正确性，而且减少了模型检测消耗的时间。文献[64-65]主要进行策略的冲突性验证。文献[64]提出异常检测与分析方案进行不同策略间的冲突验证与修复。文献[65]基于 SDN 增加策略冲突管理模块，检测策略冲突并采用冲突解决方法向网络管理员提供冲突解决建议，协助网络管理员解决策略冲突问题。

综上，策略的正确性验证主要验证所生成的策略能否正确应用于系统，然而，当前验证技术的发展还处于初级阶段，侧重于验证一些软件和硬件方面的问题，在可扩展性方面是受限的。在未来 6G 网络中，网络验证不仅涉及软件和硬件方面，还有网络自身的特性，例如，链路时延、丢包率和带宽抖动性等各种指标，这将给网络策略验证技术带来巨大的挑战。此外，目前策略的冲突性验证主要是检测所生成的网络策略间是否存在冲突关系，并进行冲突消解。一方面，现有研究将策略间的冲突关系仅定义为冗余、覆盖、相关和泛化，随着 6G 网络发展，用户意图将更加多样化，导致策略间的冲突关系更加复杂，因此，未来还需探索策略间新的冲突关系定义与检测方式。另一方面，目前冲突消解的方法通常设置优先级，即移除低优先级策略，更新高优先级策略的条件限制，导致难以保障低优先级用户的服务性能，因此，未来还需进一步创新策略冲突消解方案，满足不同用户差异化的性能需求。此外，考虑未来 6G 网络的动态性将逐步增强，因此，进行策略正确性和冲突性验证时还需要考虑如何全生命周期保障用户意图请求，这也是一个开放问题。值得注意的是，最近，数字孪生技术通过收集物理实体的模型参数和运行数据，借助仿真、建模等技术，在虚拟空间构建一个与物理实体一致的孪生体，进行物理世界的数字化映射^[66]，可初步验证由“*What to do*”优化生成的策略的执行和协同状

况，同时反馈给意图抽象平面从而进一步评估“*What to do*”的精准度。因此，未来对于网络策略验证可以采用数字孪生技术，基于实时收集的网络数据，对网络策略的全生命周期运行状况进行验证。因此，未来对于网络策略验证可以采用数字孪生技术，基于实时收集的网络数据，对网络策略的全生命周期运行状况进行验证。

4 结束语

未来 6G 网络既要以“数据”为基础，也要以“智能”为核心，通过“计算-通信-控制”有机融合，构建智联服务，支持动态多变的 IT3.0 时代业务需求。本文综合基于意图的网络和知识定义网络的优势，提出意图抽象与知识联合驱动的 6G 内生智能网络架构，首先设计意图抽象模块，从“*What you want*”准确获取“*What to do*”，其次提出认知模块，利用机器学习和逻辑推理联合动态优化获取网络知识，从而根据“*What to do*”高效完成“*How to configure the network*”，实现知识从内部驱动网络智能决策，意图从外部驱动网络自动化部署，提高网络应用普适性，最终实现网络自治。目前，内生智能网络架构和关键技术正在完善中，随着网络日益复杂，服务需求也逐渐增多，未来还需进一步融合人-机-物、人工智能等技术，提高网络服务效率。

参考文献：

- [1] GONG S Q, XING C W, ZHAO X, et al. Unified IRS-aided MIMO transceiver designs via majorization theory[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 3016-3032.
- [2] HUSSAIN B, DU Q H, IMRAN A, et al. Artificial intelligence-powered mobile edge computing-based anomaly detection in cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(8): 4986-4996.
- [3] LIU L, ZHOU Y Q, YUAN J H, et al. Economically optimal MS association for multimedia content delivery in cache-enabled heterogeneous cloud radio access networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(7): 1584-1593.
- [4] XIA B, WANG J L, XIAO K X, et al. Outage performance analysis for the advanced SIC receiver in wireless NOMA systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(7): 6711-6715.
- [5] ZHOU Y Q, LIU H, PAN Z G, et al. Cooperative multicast with location aware distributed mobile relay selection: performance analysis and optimized design[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(9): 8291-8302.
- [6] QI Y L, ZHOU Y Q, LIU Y F, et al. Traffic-aware task offloading

- based on convergence of communication and sensing in vehicular edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(24): 17762-17777.
- [7] ZHANG Z Q, XIAO Y, MA Z, et al. 6G wireless networks: vision, requirements, architecture, and key technologies[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2019, 14(3): 28-41.
- [8] ZHOU Y Q, LIU L, WANG L, et al. Service-aware 6G: an intelligent and open network based on the convergence of communication, computing and caching[J]. *Digital Communications and Networks*, 2020, 6(3): 253-260.
- [9] LETAIEF K B, CHEN W, SHI Y M, et al. The roadmap to 6G: AI empowered wireless networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2019, 57(8): 84-90.
- [10] 赛迪智库无线电管理研究所. 6G 概念及愿景白皮书[R]. 2020. CCID Group. 6G concept and vision white paper[R]. 2020.
- [11] 张平, 许晓东, 韩书君, 等. 智简无线网络赋能行业应用[J]. *北京邮电大学学报*, 2020, 43(6): 1-9.
ZHANG P, XU X D, HAN S J, et al. Entropy reduced mobile networks empowering industrial applications[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2020, 43(6): 1-9.
- [12] KATO N, MAO B M, TANG F X, et al. Ten challenges in advancing machine learning technologies toward 6G[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(3): 96-103.
- [13] YU Q, REN J, ZHOU H B, et al. A cybertwin based network architecture for 6G[C]//*Proceedings of 2020 2nd 6G Wireless Summit (6G SUMMIT)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [14] SHEN X M, GAO J, WU W, et al. AI-assisted network-slicing based next-generation wireless networks[J]. *IEEE Open Journal of Vehicular Technology*, 2020, 1: 45-66.
- [15] LIN M T, ZHAO Y P. Artificial intelligence-empowered resource management for future wireless communications: a survey[J]. *China Communications*, 2020, 17(3): 58-77.
- [16] BARIAH L, MOHJAZI L, MUHAIDAT S, et al. A prospective look: key enabling technologies, applications and open research topics in 6G networks[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 174792-174820.
- [17] WIJETHILAKA S, LIYANAGE M. Survey on network slicing for Internet of Things realization in 5G networks[J]. *IEEE Communications Surveys & tutorials*, 2021, 23(2): 957-994.
- [18] ETSI. Improved operator experience through experiential net-worked intelligence (ENI)[R]. 2017.
- [19] ITU-T FG-ML5G. Unified architecture for machine learning in 5G and future networks[R]. 2019.
- [20] 3GPP. Telecommunication management; study on scenarios for intent driven management services for mobile networks: TR 28.812[S]. 2020.
- [21] DAVID L. Intent: don't tell me what to do! (tell me what you want) [EB]. 2015.
- [22] ONF. Intent NBI - definition and principles[R]. 2016.
- [23] ANDREW L. Intent-based networking[EB]. 2017.
- [24] 开放数据中心标准推进委员会. 意图网络技术与应用白皮书[R]. 2019.
Open Data Center Committee. Intent based networking technology and applicaion[R]. 2019.
- [25] AKLAMAMU F, RANDRIAMASY S, RENAULT E. Demo: intent-based 5G IoT application network slice deployment[C]//*Proceedings of 2019 10th International Conference on Networks of the Future (NoF)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 141-143.
- [26] ABBAS K, KHAN T A, AFAQ M, et al. Network slice lifecycle management for 5G mobile networks: an intent-based networking approach[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 80128-80146.
- [27] SUBRAMANYA T, RIGGIO R, RASHEED T. Intent-based mobile backhauling for 5G networks[C]//*Proceedings of 2016 12th International Conference on Network and Service Management (CNSM)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 348-352.
- [28] DAI W Z, XU Q L, YU Y, et al. Tunneling neural perception and logic reasoning through abductive learning[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 1802.01173*, 2018.
- [29] CLARK D D, PARTRIDGE C, RAMMING J C, et al. A knowledge plane for the Internet[C]//*Proceedings of the 2003 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications*. New York: ACM Press, 2003: 3-10.
- [30] MESTRES A, NATAL A R, CANCER J, et al. Knowledge-defined networking[C]//*Proceedings of 2017 ACM International Conference on the Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communication (2017 SIGCOMM)*. New York: ACM Press, 2017: 2-10.
- [31] LU W, LIANG L P, KONG B X, et al. AI-assisted knowledge-defined network orchestration for energy-efficient data center networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2020, 58(1): 86-92.
- [32] PHAM Q T A, AOUL Y H, OUTTAGARTS A. Deep reinforcement learning based QoS-aware routing in knowledge-defined networking[C]//*Proceedings of International Conference on Heterogeneous Networking for Quality, Reliability, Security and Robustness*. Berlin: Springer, 2018: 14-26.
- [33] 朱近康, 柴名扬, 周武旸. 面向 B5G/6G 的三三三网络体系架构和优化学习机制[J]. *通信学报*, 2021, 42(4): 62-75.
ZHU J K, CHAI M Y, ZHOU W Y. Three-three-three network architecture and learning optimization mechanism for B5G/6G[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(4): 62-75.
- [34] 廖建新, 付霄元, 戚琦, 等. 6G-ADM: 基于知识空间的 6G 网络管控体系[J]. *通信学报*, 2022, 43(6): 3-15.
LIAO J X, FU X Y, QI Q, et al. 6G-ADM: knowledge based 6G network management and control architecture[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(6): 3-15.

- [35] ZHOU Z H. Abductive learning: towards bridging machine learning and logical reasoning[J]. *Science China Information Sciences*, 2019, 62(7): 1-3.
- [36] 周洋程, 闫实, 彭木根. 意图驱动的 6G 无线接入网络[J]. *物联网学报*, 2020, 4(1): 72-79.
ZHOU Y C, YAN S, PENG M G. Intent-driven 6G radio access network[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2020, 4(1): 72-79.
- [37] ZEYDAN E, TURK Y. Recent advances in intent-based networking: a survey[C]//*Proceedings of 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [38] VAN D H J, VEGA M T, TIMMERER C, et al. Objective and subjective QoE evaluation for adaptive point cloud streaming[C]//*Proceedings of 2020 Twelfth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [39] ABAR T, BEN L A, EL A S. Objective and subjective measurement QoE in SDN networks[C]//*Proceedings of 2017 13th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1401-1406.
- [40] ALRESHOODI M, WOODS J. Survey on QoE/QoS correlation models formultimedia services[J]. *International Journal of Distributed and Parallel Systems*, 2013, 4(3): 53-72.
- [41] GRAMAGLIA M, DIGON I, FRIDERIKOS V, et al. Flexible connectivity and QoE/QoS management for 5G networks: the 5G NORMA view[C]//*Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Communications Workshops*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 373-379.
- [42] WANG T Y, PERVEZ A, ZOU H. VQM-based QoS/QoE mapping for streaming video[C]//*Proceedings of 2010 3rd IEEE International Conference on Broadband Network and Multimedia Technology*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 807-812.
- [43] REICHL P, EGGER S, SCHATZ R, et al. The logarithmic nature of QoE and the role of the Weber-Fechner law in QoE assessment[C]//*Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-5.
- [44] 中国通信学会. 通感算一体化网络前沿报告[R]. 2022.
China Institute of Communications. Frontier report of communication, perception and computation integration network[R]. 2022.
- [45] 汪泽焱. 一种基于多目标优化的 QoS 路由交互式算法[J]. *国防科技大学学报*, 2002, 24(4): 37-41.
WANG Z Y. An interactive multiobject optimization QoS routing algorithm[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2002, 24(4): 37-41.
- [46] MOLDOVAN A N, GHERGULESCU I, MUNTEAN C H. VQAMap: a novel mechanism for mapping objective video quality metrics to subjective MOS scale[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2016, 62(3): 610-627.
- [47] AMOUR L, BOULABIAR M I, SOUIHI S, et al. An improved QoE estimation method based on QoS and affective computing[C]//*Proceedings of 2018 International Symposium on Programming and Systems (ISPS)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [48] XU B, XIA W C, WEN W L, et al. Adaptive hierarchical federated learning over wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(2): 2070-2083.
- [49] TAN L Z, SU W, ZHANG W, et al. In-band network telemetry: a survey[J]. *Computer Networks*, 2021, 186: 107763.
- [50] KIM C, BHIDE P, DOE E, et al. In-band network telemetry (INT)[R]. 2016.
- [51] GULENKO A, WALLSCHLÄGER M, KAO O. A practical implementation of in-band network telemetry in open vSwitch[C]//*Proceedings of 2018 IEEE 7th International Conference on Cloud Networking (CloudNet)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-4.
- [52] KARAAGAC A, POORTER E D, HOEBEKE J. In-band network telemetry in industrial wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2020, 17(1): 517-531.
- [53] HAXHIBEQIRI J, ISOLANI P H, MARQUEZ-BARJA J M, et al. In-band network monitoring technique to support SDN-based wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2021, 18(1): 627-641.
- [54] QU K G, ZHUANG W H, SHEN X M, et al. Dynamic resource scaling for VNF over nonstationary traffic: a learning approach[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2021, 7(2): 648-662.
- [55] WANG J, HU J, MIN G Y, et al. Computation offloading in multi-access edge computing using a deep sequential model based on reinforcement learning[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2019, 57(5): 64-69.
- [56] PENG Y, LIU L, ZHOU Y Q, et al. Deep reinforcement learning-based dynamic service migration in vehicular networks[C]//*Proceedings of 2019 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [57] 张平, 牛凯, 田辉, 等. 6G 移动通信技术展望[J]. *通信学报*, 2019, 40(1): 141-148.
ZHANG P, NIU K, TIAN H, et al. Technology prospect of 6G mobile communications[J]. *Journal on Communications*, 2019, 40(1): 141-148.
- [58] LI Y H, YIN X, WANG Z L, et al. A survey on network verification and testing with formal methods: approaches and challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(1): 940-969.
- [59] LIU Y, HE C. A heuristics-based incremental probabilistic model checking at runtime[C]//*Proceedings of 2020 IEEE 11th International Conference on Software Engineering and Service Science*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 355-358.
- [60] HU H X, AHN G J, KULKARNI K. Detecting and resolving firewall policy anomalies[J]. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 2012, 9(3): 318-331.

- [61] VALENZA F, BASILE C, CANAVESE D, et al. Classification and analysis of communication protection policy anomalies[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(5): 2601-2614.
- [62] PANG L, YANG C G, CHEN D Y, et al. A survey on intent-driven networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 22862-22873.
- [63] ZHU W J, FENG P, DENG M L. An approximate CTL model checking approach[C]//Proceedings of 2019 IEEE 10th International Conference on Software Engineering and Service Science. Piscataway: IEEE Press, 2019: 646-648.
- [64] WANG P Z, HUANG L S, XU H L, et al. Rule anomalies detecting and resolving for software defined networks[C]//Proceedings of 2015 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-6.
- [65] COMER D, RASTEGATNIA A. OSDF: an intent-based software defined network programming framework[C]//Proceedings of 2018 IEEE 43rd Conference on Local Computer Networks. Piscataway: IEEE Press, 2018: 527-535.
- [66] 张海君, 陈安琪, 李亚博, 等. 6G 移动网络关键技术[J]. 通信学报, 2022, 43(7): 189-202.
- ZHANG H J, CHEN A Q, LI Y B, et al. Key technologies of 6G mobile network[J]. Journal on Communications, 2022, 43(7): 189-202.

[作者简介]



杨静雅 (1995-), 女, 河南商丘人, 中国科学院计算技术研究所博士生, 主要研究方向为通信与计算融合、无线通信、意图驱动网络等。



唐晓刚 (1977-), 男, 吉林桦甸人, 博士, 航天工程大学副教授, 主要研究方向为空间信号智能处理、电磁频谱管控、人工智能航天应用。



周一青 (1975-), 女, 浙江杭州人, 博士, 中国科学院计算技术研究所研究员, 主要研究方向为通信与计算融合、移动边缘计算、存储通信、干扰管控等。



刘玲 (1990-), 女, 北京人, 博士, 中国科学院计算技术研究所副研究员, 主要研究方向为通信与计算融合等。



Jiangzhou Wang (1961-), 男, 博士, 肯特大学教授, 主要研究方向为移动通信、智能超表面、通信感知融合等。