



专题：网络智能化与生成式人工智能

算网大脑智能化建模和决策方法研究

周俊, 刘克清, 王世魁, 杨玲

(中国移动通信集团设计院有限公司, 北京 100080)

摘要: 算力网络作为一种面向未来的新型网络架构, 其核心思想是围绕算力和网络资源的深度融合, 以集中或分布的方式管理云、边、端等多模态的算网资源, 提供面向用户需求的算力服务。算力网络虽然在标准制定和产业推进上取得了一定进展, 但整体发展还面临很多挑战, 还有诸多科学和工程问题需要突破。针对算力网络及算网大脑开展研究, 分析了产业界在相关领域的最新进展, 提出了对算网大脑智能化的构建思路。

关键词: 算力网络; 算网大脑; 智能化; 决策

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023169

Research on intelligent modeling and policy making of CNC brain

ZHOU Jun, LIU Keqing, WANG Shikui, YANG Ling

China Mobile Group Design Institute Co., Ltd., Beijing 100080, China

Abstract: As a future-oriented new network architecture, the core idea of computing and network convergence is to manage cloud-edge-end computing network resources in a centralized or distributed way by centering on the deep integration of computing force and network resources, so as to provide computing service for users' needs. Although the CNC has made some progress in standard setting and industrial promotion, the overall development still faces many challenges, and there are still many scientific and engineering problems to be broken through. Research on CNC and its brain was carried out, the latest progress in related fields in the industry was analyzed, and the idea of building intelligent CNC brain was put forward, hoping to throw a brick at the table, jointly promote the implementation of AI in CNC, and truly realize intelligent CNC.

Key words: computing and network convergence, CNC brain, intelligence, policy making

0 引言

算力泛指计算能力, 是网络中的计算节点通过对数据的处理, 实现目标结果输出的能力, 具体包括计算、网络 and 存储能力等^[1]。广义上, 算力是数字经济时代的新生产力, 数据是

新生产资料, 算法是新生产关系, 共同构成数智化转型的基石。未来社会将像离不开水电一样离不开算力^[2]。

数字经济的快速发展将推动海量数据的产生及处理, 同时对异构算力的需求也不断显现, 差异化的业务要求需要云、边、端协同和无处不在

的网络连接,算力网络应运而生^[3]。算力网络的概念由国内运营商于 2019 年率先提出,算力网络相关标准的立项和编制工作也在国际电信联盟 (ITU)、国际互联网工程任务组 (IETF)、中国通信标准化协会 (CCSA)、互联网研究专门工作组 (IRTF) 等标准化组织启动。短短两年多的时间,国内掀起了算力网络研究和探索的高潮,算力网络顶层设计逐步建立,关键技术研究逐步深化,同时完成了一系列的实验室原型验证和算力交易平台的演示工作,取得了丰硕的成果,在国际上已处于领先地位。同时在“新基建”的大背景下,国家全面启动“东数西算”工程,布局全国一体化算力网络国家枢纽节点,加快算力网络建设布局和产业实践,实现算网资源共享、均衡、安全、低碳的发展目标^[4]。

但是算力网络生态仍处于发展的初级阶段。由于算力网络是一个原创性的技术框架和全新的网络体系,国外运营商基本不涉及,同时在基础理论、材料、架构等方面还存在瓶颈有待攻克,产业界尚须进一步凝聚共识,因此还需要开展一系列新技术的创新应用,特别是算网跨学科的融合创新,推动算力网络技术体系不断完善。

1 算力网络概述

算力网络是面向算网融合的新型信息基础设施,以算为核心、以网为根基,实现计算、存储和网络资源在云、网、边、端之间按需分配和灵活调度,提供连接+算力+能力多要素融合的一体化服务。算力网络通过算网统筹和智能调度,解决全局算力资源接入和编排的问题,根据业务需求弹性和敏捷分配计算资源、存储资源以及网络资源,构建一个全新的信息生态,推动社会数字化转型的发展^[5]。

算力网络从下到上可分为基础设施层、编排调度层和运营服务层,同时安全和绿色节能贯穿整个过程,形成“三横两纵”的格局。通过统一的顶层设计、技术路线和标准体系,最终实现高速泛在、云网融合、绿色低碳、安全可控的智能化新型基础设施。

2 算网大脑总体架构

算网大脑是整个算力网络的“智能中枢”,是编排调度层的核心,是对算网资源和能力要素进行统一管理、编排、调度、运维的核心系统。算网大脑总体架构如图 1 所示。

算网感知中心对全网算网资源进行采集、存

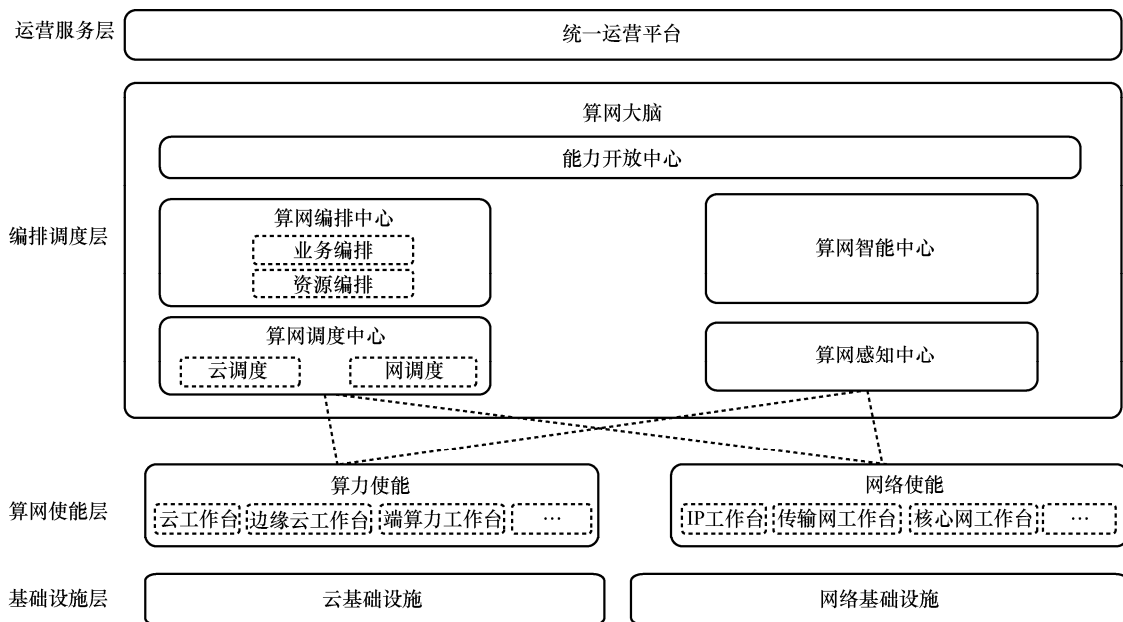


图 1 算网大脑总体架构



储和共享，实现算网资源数据的统一纳管和呈现，构建全网的算力拓扑；算网编排中心通过业务建模、模型驱动、算力原生等技术，实现灵活高效的统一编排和算网业务的全生命周期管理；算网调度中心协同调度跨域资源，实现编排结果的编译和适配，完成编排任务的执行；算网智能中心通过与 AI、大数据等技术深度融合，不断增强算力网络自动化、智能化能力，构建一体编排、融数注智的闭环保障体系，逐步实现算网自智；能力开放中心对接统一运营平台，接收业务需求，进行业务需求解析并进行分发，同时实现算力网络服务目录、资源布局、运营状态等指标统一呈现。

整体上，算网大脑北向提供一体化的业务支撑，实现面向用户的服务能力开放，向运营层提供可调用的原子功能及服务，以及端到端资源拓扑、性能视图呈现和告警指标上报；南向对接使能层，通过能力接口，实现算网资源信息汇聚和共享，实现策略下发、配置管理，完成算网资源的一体化编排调度^[6]。

3 算网大脑智能化决策研究

3.1 算网大脑智能化分层体系

算力网络是一个融合多要素的复杂系统，需要针对不同的算网业务和服务等级协议（service

level agreement，SLA）需求，综合算力、存储、成本等算力因素，带宽、时延、可靠性等网络因素，以及能耗、资费、安全等环境因素，实现多要素能力的融合供给和最优匹配。即在算网多要素能力图谱下，实现算网业务 SLA 和算网资源之间的全局最优解^[7]。

算网大脑在智能引擎层、智能业务层和智能应用层 3 个层级构建算网智能化体系，综合考虑运行态的算力因素、网络因素、能耗因素、效益因素和安全因素，实现算力服务向多要素深度融合的一体化服务转变。算网智能分层体系如图 2 所示。

3.2 算网大脑多要素约束

算力网络的核心是融合算、网、数、智、安、边、端、链等多要素，提供端到端的极简一体化算网服务体验和质量保障。算网大脑需要快速响应算网业务需求，实时感知全局的算网资源，并做出基于全局的最优决策，然后对资源进行精确的调度执行，从而最大化业务支撑效率，实现业务需求和算网资源约束之间的最佳匹配。算网多要素因子构成如图 3 所示。

由于算力网络存在内核多样化、分布泛在化的特点，实际的算网多要素因子要比图 3 复杂得多。在具体应用时，应根据用户需求和业务特征进行精细化的规划和设计。

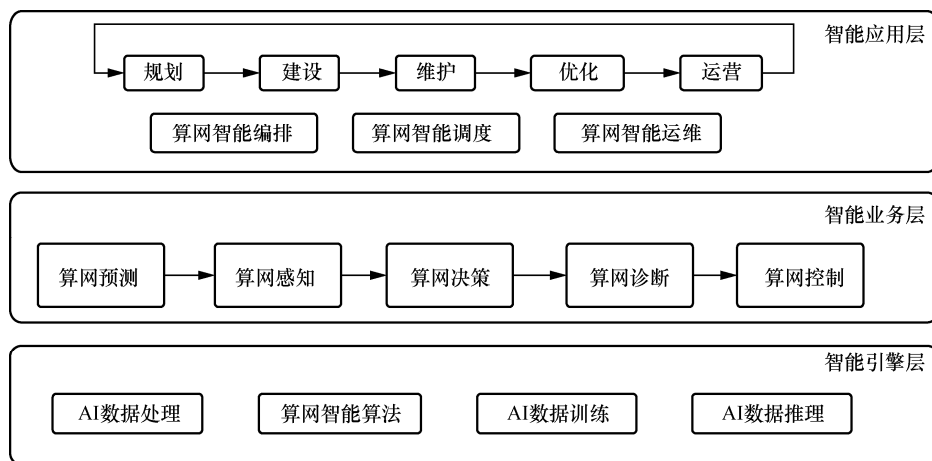


图 2 算网智能分层体系

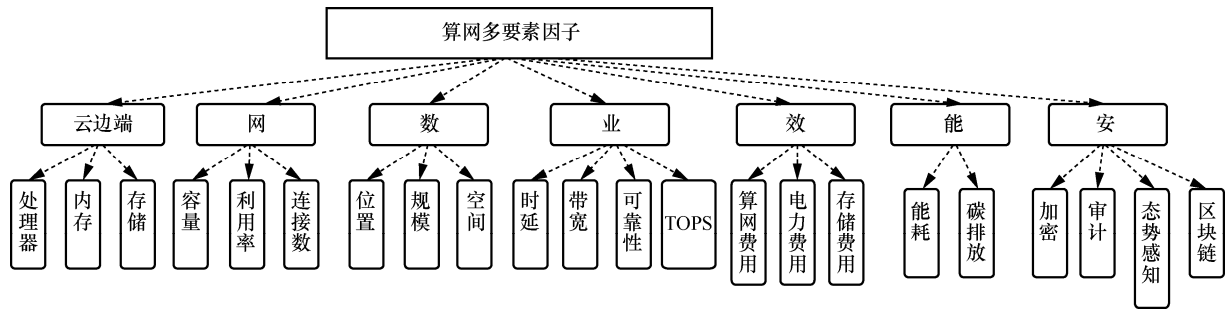


图3 算网多要素因子构成

3.3 算网大脑业务建模

算网大脑决策的关键是进行多要素融合编排,在综合考虑算、网、安、能耗等因子的情况下,实现从接入节点到算力节点的最佳路由^[8]。算力网络中每个处理单元被抽象成节点表示, $P_i(A,O)$ 表示从A节点到O节点的1条路径,当一条路径满足所有 k 个约束条件,则该路由被称为可行路径,可行路径中开销(Metric)最小的被称为最优路径,Metric值和算力网络的多因子度量参数有关。算网路由编排示意图如图4所示。

算网大脑决策的关键是给定输入节点A,找到满足算力度量要求的目标节点O,使得该路径满足所有约束条件 W_i ,同时满足Metric值最小,其数学描述如式(1)所示。

$$\begin{aligned} \text{Metric}\{P_i(A,O)\} &\leq \text{Metric}\{P_j(A,O)\} \mid j \in [1,n] \text{ 且 } j \neq i \\ \text{s.t. } P_i(x,y) &\leq W_i(x,y) \mid x,y \in [A,O] \end{aligned} \quad (1)$$

算力网络中可以作为路由选择的度量参数包括业务类(带宽、时延、抖动、丢包率、跳数)、资源类(利用率)、算力类(处理能力、存储等)、能耗类(耗电量)、安全类(安全性能)等。度量参数分为可加性、可乘性以及凹性3类不同属性的参数。

可加性度量参数包括时延、抖动、跳数、耗电量等,满足式(2)。

$$f(X) = \sum_{i=1}^n f(x_i) \quad (2)$$

可乘性度量参数包括丢包率等,满足式(3)。

$$f(X) = \prod_{i=1}^n f(x_i) \quad (3)$$

凹性度量参数包括带宽等,满足式(4)。

$$f(X) = \min \{f(x_i) \mid i = 1, \dots, n\} \quad (4)$$

可乘性度量参数可以通过求对数运算转换为

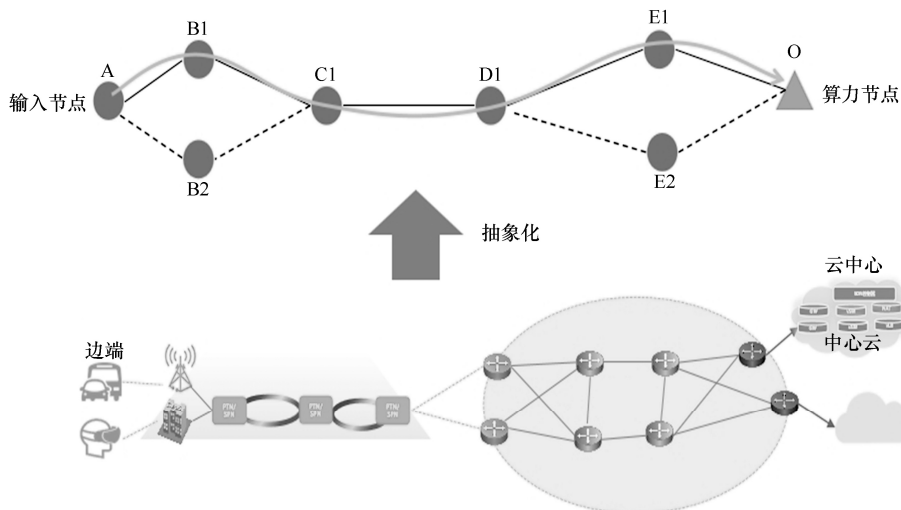


图4 算网路由编排示意图



可加性度量,凹性度量参数可通过修剪掉不满足约束条件的边即可。

3.4 算网大脑智能化决策

算网大脑智能化编排决策是将网络 and 算力要素灵活地组合,通过对原子能力进行统一编排,

综合考虑多要素因子,利用 AI 能力,进行一体化的编排以及融合调度,寻求算网资源最优匹配,提高算力网络资源效率,实现从算网自动化到算网智能化的转变。算网大脑智能化决策流程如图 5 所示。

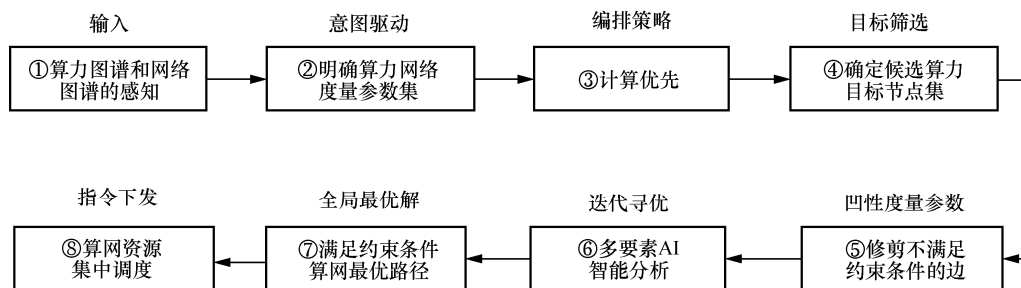


图 5 算网大脑智能化决策流程

当前传统的路由策略是基于跳数的最短路径 Dijkstra 算法,这种算法考虑的度量参数单一,无法满足算力网络多样化算网服务的需求。传统的算网资源保障则采用资源预留或按优先级的调度策略,通常会造成资源利用效率低下,很难保证端到端的质量最优。随着 AI 技术的发展,机器学习在数据处理与模型构建、决策优化上有显著的优势。目前机器学习在路由领域表现效果较好的模型是强化学习。强化学习通过将当前的网络环境作为初始状态,将网络因子数据以矩阵的形式作为输入,将路由链路权值的改变作为强化学习中所采取的动作,最后采用统一的算网综合度量指标作为强化学习的奖励值。根据网络状态最大化奖励值,对链路权重进行不断的更新,直到达到一个最优的结果。强化学习通用框架如图 6 所示。

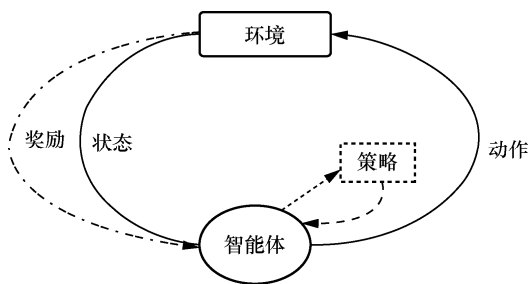


图 6 强化学习通用框架

传统的强化学习不擅长处理规模庞大、连续的状态动作空间,而深度学习能够自动提取特征,训练出一个多层的具有很强表达能力的模型拟合当前的状态,因此将两者相结合,就形成了深度强化学习 (deep reinforcement learning, DRL) 算法。深度强化学习算法整合了深度学习的感知能力和强化学习的决策能力,优势互补,为复杂系统的感知决策提供解决思路。

深度强化学习的基本算法包括深度 Q 网络 (deep Q -network, DQN) 算法、深度确定性策略梯度 (deep deterministic policy gradient, DDPG) 算法、异步优势动作-评估 (asynchronous advantage Actor-Critic, A3C) 算法等。

DQN 算法对传统 Q 学习算法进行了改进,使用卷积神经网络逼近行为值函数。DQN 算法的基本思想是:通过初始化 Q 网络,得到输入状态 S_t 的所有动作 a 的 Q 值;选择一个动作 a_t ,把 a_t 输入环境中,获得新状态 S_{t+1} 和 R_t ;计算目标 $y_t = R_t + \gamma \cdot \max_a (Q_{t+1}, a)$,取损失函数 $\text{loss} = \frac{1}{2} (y_t - Q(S_t))^2$,采用梯度下降更新 Q 网络,直到 Q 网络完成收敛。同时采用贪心 (ϵ -greedy) 策略进行动作值的选择,增加了学习动作使用的选择性,提升学习效果。DQN 算法原理示意图如图 7 所示。

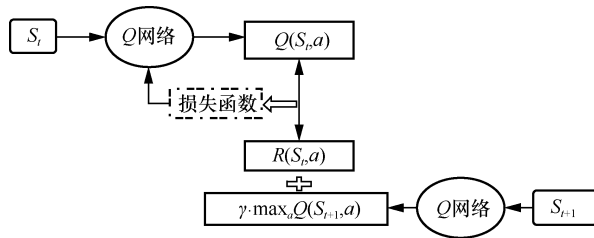


图7 DQN 算法原理示意图

DQN 算法虽然有很多优点,但是也面临一些不足,DQN 算法只能处理离散、低维的动作空间,主要是由于在每一次迭代过程中 DQN 算法都在不断寻找一个动作值函数最大值的动作,不能输出每一个连续动作的值函数,因此不能处理连续的动作空间。

DDPG 算法是一种深度确定性的策略梯度算法,对 DQN 算法进行了扩展,从而解决连续动作控制问题。DDPG 算法以动作-评估 (Actor-Critic) 算法框架为基础将 DQN 与 DPG 相结合,通过深度学习网络评估策略函数与值函数,使得训练效果更稳定,广泛应用于解决大型动作空间的强化学习问题。

DDPG 算法的基本思想是:使用经验池回放机制进行训练,但是所采用的是一种基于确定动作策略的 Actor-Critic 算法框架,在 Actor 部分则采用 DPG 算法的一种确定性策略方式,

使用类似 DQN 算法的网络架构,Actor 网络输出的动作作为 Critic 网络输入的一部分,Critic 网络的输出则用来更新 Actor 的参数。但是不同于 DQN 算法中目标网络的参数每隔一段时间从当前值函数中获得,DDPG 算法则是通过软更新的方式进行参数更新。另外,DDPG 算法采用批规范化解决数据的输入问题,可以加快训练速度,提高网络模型的精度。DDPG 算法原理示意图如图 8 所示。

A3C 算法也采用 Actor-Critic 算法框架,在多个环境实例中并行地执行多个智能体,采用多线程进行训练。A3C 算法由 Actor 和 Critic 组成,Actor 基于策略迭代做出相应的动作,Critic 基于值函数评估动作的好坏。A3C 算法的特点是创建多个智能体,在多个环境异步、并行地执行,更新序列的相关性,相比大规模分布式方法,A3C 算法用更少的存储和计算资源,能取得更好的效果。AC3 算法架构如图 9 所示。

A3C 算法最大的优势是使用了异步训练框架,执行多个智能体 (agent) 与环境进行交互,将交互过程中得到的经验值进行采样,对整个网络进行更新,并得到最优的网络策略。

3 种不同的深度强化学习算法对比见表 1。

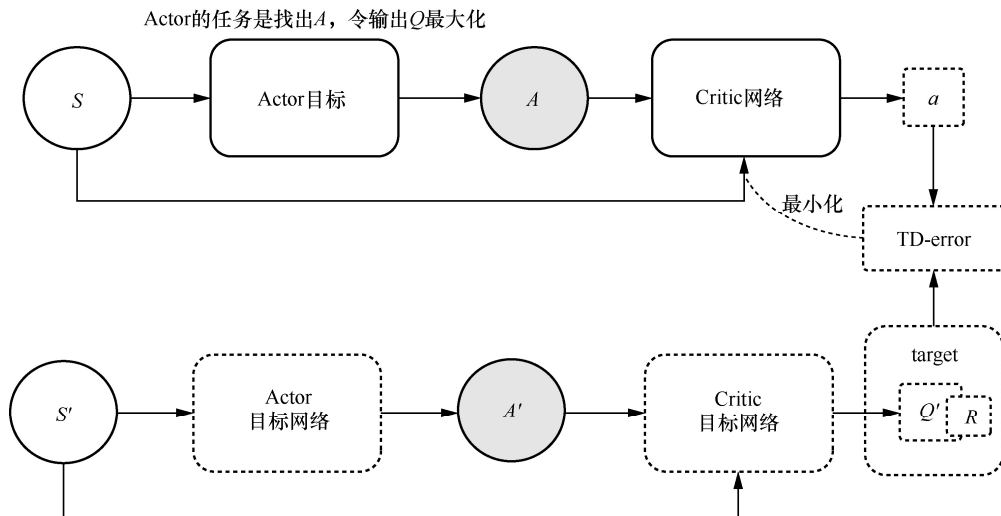


图8 DDPG 算法原理示意图

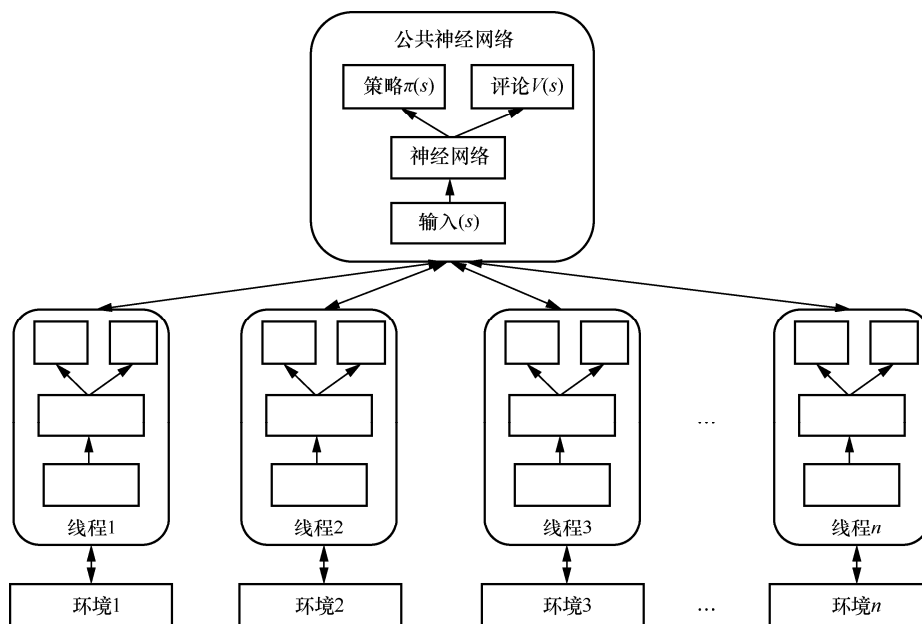


图9 AC3 算法架构

表1 3种不同的深度强化学习算法对比

算法名称	特点	优势、劣势
DQN 算法	利用神经网络对 Q -Learning 中的值函数进行近似	用于处理离散动作问题
DDPG 算法	在 DQN 算法的基础上增加了一个 Policy 网络及其 Policy_target 网络	解决连续型动作的预测问题
AC3 算法	创建多个智能体，在多个环境中并行、异步执行和学习	有效利用计算机资源，提升训练效用

3.5 深度强化学习在算网大脑中的应用

将深度强化学习算法引入算网大脑智能体的构建中，通过对算网资源信息和拓扑信息进行分析和策略生成，利用人工智能强大的学习能力和良好的泛化性，采用单线程或多线程方式，同步执行一个 agent 或异步执行多个 agent，进行在线策略学习，然后输出动态链路权重更新值，最后利用链路权重值计算出最优路径。深度强化学习算法在算网大脑中的应用如图 10 所示。

为了便利优化训练，对各度量因子进行归一化处理，采用 Z-score 的方法进行：

$$z = (x - \mu) / \sigma \quad (5)$$

其中， z 表示目标值， x 表示原始数据， μ 是数据的平均值， σ 是标准差。

奖励值 R 按如下方法进行设计：假设算力网

络的多要素约束度量因子有 n 个，分别是 $a_1, a_2, \dots, a_n$ ，每个因子的权重分别为 $k_1, k_2, \dots, k_n$ ，那么奖励值 R 的表达式如下。

$$\begin{cases} R = \sum_{i=1}^n k_i \times a_i \\ \sum_{i=0}^n k_i = 1 \end{cases} \quad (6)$$

算网大脑利用深度强化学习算法对归一化后的算网度量因子进行在线训练，采用神经网络的输出层的数据作为动作，输出各个链路的权重，然后根据算法和网络环境反馈的奖励值进行下一次训练，如果奖励值为正数，则选择该动作的概率就会增加，反之就会减少。反复训练和不断学习获得最优动作，最终输出最优路径。

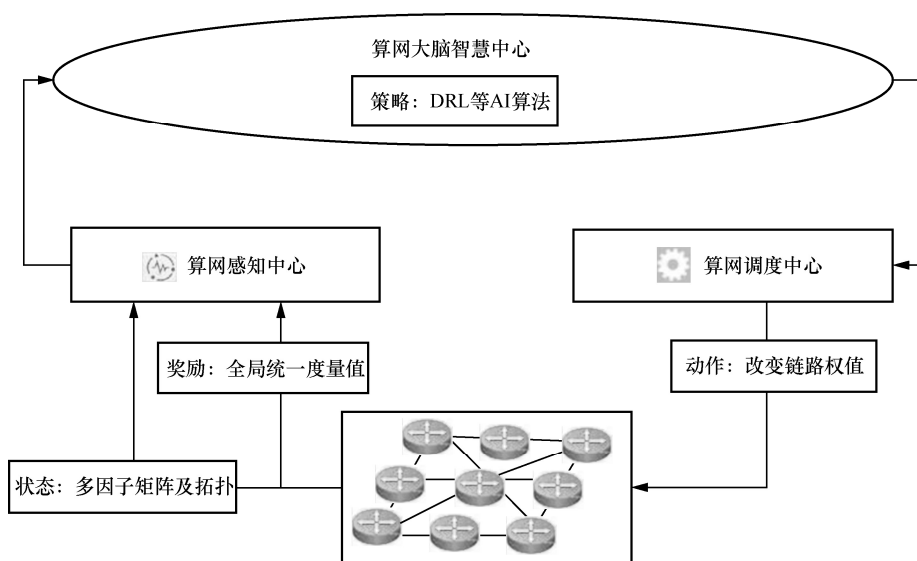


图10 深度强化学习算法在算网大脑中的应用

4 结束语

算力网络包含的资源类别和数量规模庞大, 算网业务种类丰富, 因此算力网络呈现高度的复杂性。而算网大脑作为算力网络的中枢决策系统, 其智能决策能力将直接影响整个算力网络的运行效能。当前算网大脑智能化决策方法论的研究才刚刚起步, 人工智能在网络领域的应用尚在摸索阶段, 多样异构的算力网络更是面临诸多挑战。AI在大规模算力网络建模的准确性、算法的收敛程度、算法的可扩展性、网络突发情况的应对、与现有协议兼容协同等方面, 仍有一些关键技术难点需要突破。但是相信随着产业各方的共同努力, AI将持续赋能算力网络, 构建算网协同下更加自动化和智能化的闭环调整和控制能力, 真正实现算网一体、算智共生的目标。

参考文献:

- [1] CCSA. 算力网络总体技术要求: YD/T 2021-0994[S]. 2021. China Communications Standards Association. Overall technical requirements of computing and network convergence: YD/T 2021-0994[S]. 2021.
- [2] 段晓东, 姚惠娟, 付月霞, 等. 面向算网一体化演进的算力网络技术[J]. 电信科学, 2021, 37(10): 76-85.

- DUAN X D, YAO H J, FU Y X, et al. Computing and network convergence technologies for computing and network integration evolution[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(10): 76-85.
- [3] 艾瑞咨询. 2022 年中国算力网络全景洞察白皮书[R]. 2022. IResearch Consulting Group. 2022 China CNC panorama insight white paper[R]. 2022.
- [4] 中国信息通信研究院. 中国算力发展指数白皮书[R]. 2022. China Academy of Information and Communications Technology. White paper on China computing force development index[R]. 2022.
- [5] 中国移动通信集团有限公司. 中国移动算力网络技术白皮书[R]. 2022. China Mobile Communications Corporation Co., Ltd. China Mobile CNC technology white paper[R]. 2022.
- [6] 中国移动通信集团有限公司. 中国移动算网大脑白皮书[R]. 2022. China Mobile Communications Corporation Co., Ltd. China Mobile CNC brain white paper[R]. 2022.
- [7] 周俊, 权笑, 马建辉. 5G 无线优化面临的挑战及应对策略[J]. 电信科学, 2020, 36(1): 58-65. ZHOU J, QUAN X, MA J H. Challenge and strategy of 5G radio optimization[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(1): 58-65.
- [8] 刘辰屹, 徐明伟, 耿男, 等. 基于机器学习的智能路由算法综述[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(4): 671-687. LIU C Y, XU M W, GENG N, et al. A survey on machine learning based routing algorithms[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(4): 671-687.



[作者简介]



周俊（1970—），男，中国移动通信集团设计院有限公司正高级工程师，主要研究方向为无线网络优化和网络智能化。



王世魁（1983—），男，中国移动通信集团设计院有限公司高级工程师，主要研究方向为无线网络优化和网优产品研发。



刘克清（1985—），女，中国移动通信集团设计院有限公司高级工程师，主要研究方向为无线网络优化和网优产品研发。



杨玲（1991—），女，中国移动通信集团设计院有限公司工程师，主要研究方向为无线网络优化和网优产品研发。