

doi:10.13756/j.gtxyj.2025.250076.

专题:海洋通信与传感网络

李学华, 郗童, 王鑫, 等. 基于MHA-MAD的近海光无线融合接入网络部署算法[J]. 光通信研究, 2025(4): 250076.

Li X H, Xi T, Wang X, et al. Offshore Optical-wireless Integrated Access Network Deployment Algorithm based on MHA-MAD [J]. Study on Optical Communications, 2025(4): 250076.

基于MHA-MAD的近海光无线融合接入网络部署算法

李学华¹, 郗童¹, 王鑫¹, 黄翔²

(1. 北京信息科技大学智能通信与计算研究所, 北京 102206; 2. 国防科技大学信息系统工程全国重点实验室, 长沙 410073)

摘要:【目的】随着近海区域业务量的快速增长, 带宽需求呈现出指数级增长趋势, 承载业务的第五代移动通信技术(5G)及后5G(B5G)下一代无线接入网络(NG-RAN)资源即将枯竭, 波分复用无源光网络(WDM-PON)因其高带宽等优势, 成为支持5G/B5G NG-RAN的有效承载方案。然而, 近海复杂多变的环境为WDM-PON的网络部署带来了严峻挑战, 如高昂的部署成本、大规模的路径损耗以及恶劣的水下环境等, 亟需通过优化网络部署策略降低成本、风险和传输损耗等, 以构建适应近海环境的网络。【方法】文章提出了一种多头注意力增强的多智能体深度Q网络(MHA-MAD)算法, 通过多头注意力机制高效提取网络环境的关键特征, 并为不同特征赋予动态权重, 从而提升建模精度。同时, 采用多智能体框架, 使多个智能体在共享网络环境中协作与同步决策, 实现网络部署的全局优化。【结果】与现有基准方法相比, MHA-MAD算法在网络部署中使性能提高了近42%, 其结果接近理论最优解。此外, 与未利用多头注意力机制的多智能体深度Q网络(DQN)算法相比, MHA-MAD算法在最小化网络部署总成本、节点功耗、链路衰减和网络风险的联合优化目标上, 性能提高了近8%。【结论】MHA-MAD算法为面向近海场景5G/B5G NG-RAN的WDM-PON部署与优化提供了新思路。

关键词:网络部署; 近海网络; 无线和光纤接入网络; 深度Q网络; 多头注意力机制

中图分类号: TN929 **文献标志码:** A

Offshore Optical-wireless Integrated Access Network Deployment Algorithm based on MHA-MAD

LIXuehua¹, XITong¹, WANGXin¹, HUANGXiang²

(1. Institute of Intelligent Communications and Computing, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 102206, China; 2. National Key Laboratory of Information Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: 【Objective】With the rapid growth of business volume in the nearshore area, the demand for bandwidth is showing an exponential growth trend. The resources of the 5th Generation Mobile Communication Technology (5G) and Beyond-5G (B5G) Next Generation Radio Access Network (NG-RAN) that carry the business are about to be exhausted. Wavelength Division Multiplexing-Passive Optical Network (WDM-PON), with its advantages such as high bandwidth, has become an effective solution to support 5G/B5G NG-RAN. However, the complex and variable offshore environment poses severe challenges for the deployment of WDM-PON networks. These challenges include high deployment costs, substantial path losses, and harsh underwater conditions. There is an urgent need to optimize network deployment strategies to reduce costs, risks, and transmission losses in order to build a network that is suitable for the offshore environment. 【Methods】This study proposes a Multi-Head Attention enhanced Multi-Agent Deep Q-Network (MHA-MAD) algorithm. It efficiently extracts key features of the network environment using multi-head attention mechanism and assigns dynamic weights to different features, thereby improving modeling accuracy. Simultaneously, the multi-agent structure allows multiple agents to collaborate and make synchronized decisions within a shared network environment, promoting global optimization in network deployment. 【Results】Compared to other benchmarks, the MHA-MAD algorithm improves performance in network deployment by nearly 42%, with results approaching the theoretical optimum. Furthermore, compared to multi-agent Deep Q-Network (DQN) method without the multi-head attention, MHA-MAD algorithm improves the performance by nearly 8% in the joint optimization objective of minimizing overall network deployment costs, node power consumption, link attenuation, and network deployment risk probabilities. 【Conclusion】MHA-MAD provides new insights for the deployment and optimization of WDM-PON to support 5G/B5G NG-RAN in offshore scenarios.

Key words: network deployment; offshore networks; wireless and optical access networks; DQN; multi-head attention mechanism

收稿日期: 2025-03-05; 修回日期: 2025-05-21; 纸质出版日期: 2025-08-10

基金项目: 北京市自然科学基金-海淀原始创新联合基金资助项目(L222004); 北京市教委科技计划一般资助项目(KM202311232012); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20232028)

作者简介: 李学华(1977-), 女, 湖北荆州人。教授, 博士, 主要研究方向为无线通信关键技术、物联网技术和智能边缘技术等。

通信作者: 王鑫, 副教授。E-mail: xinwang@bistu.edu.cn

© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

0 引言

随着近海经济区的快速发展,海上平台和岛屿等近海活动区域的用户需求大幅增长,为现有第五代移动通信技术(5th Generation Mobile Communication Technology, 5G)及后 5G(Beyond 5G, B5G)下一代无线接入网络(Next Generation-Radio Access Networks, NG-RAN)带来巨大的带宽压力。传统水下通信技术难以满足日益增长的带宽需求^[1-3],而 NG-RAN 在带宽和覆盖范围等方面存在诸多限制^[2]。光纤通信因其高带宽和稳定性成为集成 NG-RAN 的潜力方案。波分复用无源光网络(Wavelength Division Multiplexing-Passive Optical Network, WDM-PON)能提供高带宽和稳定的通信保障^[4],其无源设计减少了资本和运营支出。

然而,近海环境的复杂性增加了网络部署的难度。维护难、电力资源有限和洋流导致的链路波动等提高了部署成本和功耗,恶劣环境也增加了部署风险,使得传统地面网络的部署方法并不适用^[5]。目前已有研究涉及的网络部署方案多集中在陆地或水下无线通信领域,较少涉及近海场景下的多目标优化问题^[5-11]。

本文提出了一种基于 WDM-PON 的 5G/B5G NG-RAN 网络部署方法,聚焦如海上石油和天然气平台等近海区域,采用混合整数线性规划(Mixed Integer Linear Programming, MILP)模型优化部署成本、节点功耗、链路衰减和部署风险。本文进一步提出了多头注意力增强的多智能体深度 Q 网络(Multi-Head Attention enhanced Multi-Agents Deep Q-network, MHA-MAD)算法,旨在联合优化上述目标。仿真结果表明,该算法的表现优于其他基准算法,相较于未引入多头注意力机制的多智能体深度 Q 网络(Deep Q-network, DQN)算法,其性能在联合优化目标上提高了近 8%。

1 问题描述

面向海上场景的 WDM-PON 使能的 5G/B5G NG-RAN 架构如图 1 所示。本文假设集中式单元(Centralized Unit, CU)、分布式单元(Distributed Unit, DU)和光线路终端(Optical Line Terminals, OLT)作为 CU DU-OLT 站点共存,有源天线单元(Active Antenna Units, AAU)和光网络单元(Optical Network Units, ONU)作为 AAU-ONU 站点共存。AAU-ONU 部署在近海岸上、海底和海面。阵

列波导光栅(Arrayed Waveguide Grating, AWG)部署在水上平台上,而移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)服务器和 CU DU-OLT 部署在水下以便于冷却。网络链路按 AAU-ONU、AWG、CU DU-OLT 和 MEC 的顺序连接。网络部署目标是在满足业务请求的同时,最大限度地降低近海网络的部署成本、节点功耗、链路衰减以及网络部署风险概率。

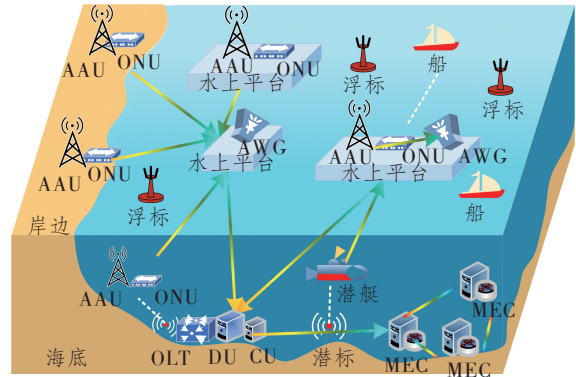


图 1 面向海上场景的 WDM-PON 使能的 5G/B5G NG-RAN 架构

Figure 1 The architecture of WDM-PON enabled 5G/B5G NG-RAN in offshore scenarios

风险因素为近海环境中的网络部署带来了诸多挑战:①施工条件和路线的复杂性,例如多变地形或浅水区的沙丘岩石^[12],增加了施工难度,且敏感区域的绕行延长了路径,进而增加了部署成本;②地质特征中松散沉积物的坍塌和洋流扰动可能导致光缆埋设失败,且腐蚀性物质或微生物长期影响光缆结构;③附近捕鱼和养殖活动中,渔网、养殖设备和锚链可能对光缆造成物理损伤,埋设深度受限进一步增加风险;④洋流和天气条件影响了施工定位精度,导致施工偏差;⑤地震和浊度活动中,海床移动和浊流冲刷会影响光缆的长期可靠性^[13];⑥自然和人工障碍(如珊瑚礁、沉船和海底管道等)需要复杂的避让和保护措施。

为应对上述挑战,本文聚焦位于海岸 20 km 以内、水深约 10~20 m 且需与陆上设施建立持续通信的近海区域^[14]。为保护海底电缆以减轻上文中③和⑥的影响,周边地区设为禁止锚定区并限制航行。本文通过平台保护设备来减轻上文中④的影响,同时考虑了②和⑤对网络风险概率以及①对成本的影响。此外,电力通过海底电缆直接从陆地或海上平台获得,使用 G. 652 光纤,水下光纤衰减指数 AF 与陆地相似,为 $AF \leq -0.22$ dBm/km。

2 MILP 模型

本章考虑近海复杂的环境因素和实际需求,建

立 MILP 模型以解决近海地区支持 WDM-PON 的 NG-RAN 的网络部署问题。MILP 模型参数和约束等相关设置具体如表 1 所示。

表 1 关键符号列表

Table 1 List of key symbols

符号	描述	符号	描述
$N_{AAU-ONU}$	表示 1 组 AAU-ONU 节点,每个元素 $a \in N_{AAU-ONU}$ 。同理, N_{AWG} 表示 1 组 AWG 节点,每个元素 $g \in N_{AWG}$; $N_{CUDU-OLT}$ 表示 1 组 CUDU-OLT 节点,每个元素 $c \in N_{CUDU-OLT}$; N_{MEC} 表示 1 组 MEC 节点,每个元素 $m \in N_{MEC}$, 设置 $n \in \{m, c, g, a\}$ 。	$Risk_a$	表示第 a 条 AAU-ONU 到 AWG 到 CUDU-OLT 到 MEC 链路的整体部署风险概率(包括节点部署风险概率和链路风险部署概率)。
C_F	表示每千米光缆的部署成本,包括挖沟、铺设、人工和光缆成本。	ϵ	表示基于地形起伏的水下光缆自然曲率增长率,设为 1.0%~1.5%。
$L_{i,j}$	表示节点 i 和 j 间光缆的测量长度。	C_n	表示节点 n 的部署成本。
$E_{i,j}$	表示节点 i 和 j 间光缆的部署风险概率。	$L'_{i,j}$	表示节点 i 和 j 间光缆的实际部署长度。
$\varphi_{i,j}^a$	二进制变量,第 a 条 AAU-ONU 到 AWG 到 CUDU-OLT 到 MEC 链路中,若部署了节点 i 和 j 之间的水下光缆则为 1,反之则为 0。	P_i	表示节点 i 的基础功耗。
		E_n	表示部署节点 n 的风险概率。
		θ_i	二进制变量,如果节点 i 被占用则为 1,反之则为 0。

2.1 优化目标

联合目标是最小化网络部署总成本、功耗和网

络部署风险概率的总和,可表示为

$$\alpha \cdot \left(\sum \varphi_{m,c}^a \cdot L'_{m,c} \cdot C_F + \sum \varphi_{c,g}^a \cdot L'_{c,g} \cdot C_F + \sum \varphi_{g,a} \cdot L'_{g,a} \cdot C_F \right) + \alpha \cdot \sum \theta_n \cdot C_n + \beta \cdot \left(\sum \varphi_{g,a} \cdot L'_{g,a} \cdot AF + \sum \varphi_{c,g}^a \cdot L'_{c,g} \cdot AF + \sum_{i \in \{m,c\}} P_i \cdot \theta_i \right) + \gamma \cdot \left(\sum Risk_a \right), \forall m, c, g, a, n \quad (1)$$

式中,权重系数 α 、 β 和 γ 分别为各自的重要性比例。 α 乘积的第 1 项为 MEC 到 CUDU-OLT 到 AWG 再到 AAU-ONU 间链路的部署成本; α 乘积的第 2 项为网络部署过程中节点部署的成本; β 乘积括号内的第 1 和第 2 项分别为链路 AWG 到 AAU-ONU 和 CUDU-OLT 到 AWG 间的链路衰减损耗,第 3 项为部署节点产生的基础功耗; γ 乘积项为第 a 条 AAU-ONU 到 MEC 整条链路上部署链路和节点的风险概率。

2.2 约束条件

在 MILP 模型中,应考虑路由、带宽容量、时延、功耗、部署成本和网络部署风险概率等约束条件,其中,路由、带宽容量、时延和功率等约束引用于文献[15]。具体地,路由约束确保了网络连接和 AWG 节点的访问限制;带宽容量限制保证了每条链路的上、下行带宽;传输延迟约束被满足,并确保每条 AAU-ONU 到 MEC 的总链路衰减功率保持在 PON 的功率预算范围内。

网络部署成本和风险概率受光纤敷设长度的影响。如图 2 所示,光纤的敷设长度由实际距离决定,而实际距离则受海床复杂轮廓和条件的影响。总铺设长度 $L'_{i,j}$ 为

$$L'_{i,j} = (L_{i,j} + L_{FT} + L_{HC} + L_{VC} + L_{SU}) \cdot (\epsilon + 1), \quad (2)$$

式中: L_{FT} 为由以下因素引起的额外长度:①固定终端,②铺设在堤坝上电缆的“S”形,③海滩接缝的重叠,④各种预留长度; L_{VC} 解释了海床的垂直变化;由于光缆铺设在不平坦的地形或斜坡上,海拔变化会导致路径长度相较于平坦笔直路径长度有所增加,此外,还分配了 0.08 L 的建设盈余 L_{SU} , L 为弧在版图平面内的弦长(单位为 m); L_{HC} 为由于海床布局中的水平曲率而所需的额外长度。当光缆沿着弯曲的路径时,其敷设长度超过两点之间的直接弦长。考虑到光缆铺设地形等因素,本文采用水下光缆高度弦比 F/L 估算光缆的预留长度,如表 2 所示, F 为从弧顶点到正弦的垂直高度(单位为 m)。

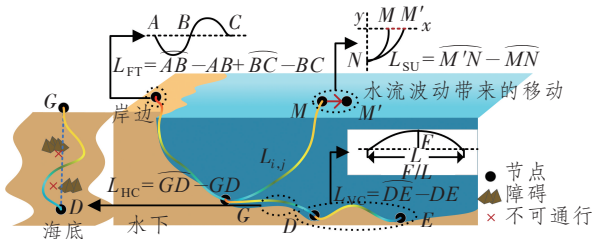


图2 水下光缆铺设的组成

Figure 2 Composition of underwater optical cable length

表2 不同的高弦比 F/L 导致铺设的光缆长度增加的情况

Table 2 Different high chord ratios F/L lead to an increase in the length of the optical cable laid

$F/L(\%)$	预留长度 L
6	0.010
8	0.017
10	0.027
13	0.045
15	0.060

在成本约束方面,需确保网络部署成本不超过网络部署预算 C_{max} ,可表示为

$$\alpha \cdot \sum \varphi_{m,c}^a \cdot L'_{m,c} \cdot C_F + \alpha \cdot \sum \varphi_{c,g}^a \cdot L'_{c,g} \cdot C_F + \alpha \cdot \sum \varphi_{g,a} \cdot L'_{g,a} \cdot C_F + \alpha \cdot \sum \theta_n \cdot C_n \leq C_{max}, \forall m, c, g, a, n. \quad (3)$$

此外,在网络部署风险概率方面,如图3所示,每个AAU链路的风险概率计算如下:对于从AAU到MEC的每条端到端路径,其风险概率应表示为1减去所有节点和链路可靠性概率的乘积,即

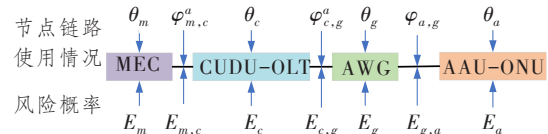


图3 路径风险概率系数图

Figure 3 The diagram of path risk probability coefficients

$$Risk_a = 1 - [\varphi_{m,c}^a \cdot (1 - E_{m,c}) \cdot \varphi_{c,g}^a \cdot (1 - E_{c,g}) \cdot \varphi_{g,a} \cdot (1 - E_{g,a}) \cdot \theta_m (1 - E_m) \cdot \theta_c (1 - E_c) \cdot \theta_g (1 - E_g) \cdot \theta_a (1 - E_a)]. \quad (4)$$

但式(4)无法进行线性求解,因此通过取等式两侧的对数,将其线性化可得:

$$Risk_a = \sum \varphi_{g,a} \cdot E_{g,a} + \sum \varphi_{c,g}^a \cdot E_{c,g} + \sum \varphi_{m,c}^a \cdot E_{m,c} + \sum \theta_n \cdot E_n, \forall m, c, g, a, n. \quad (5)$$

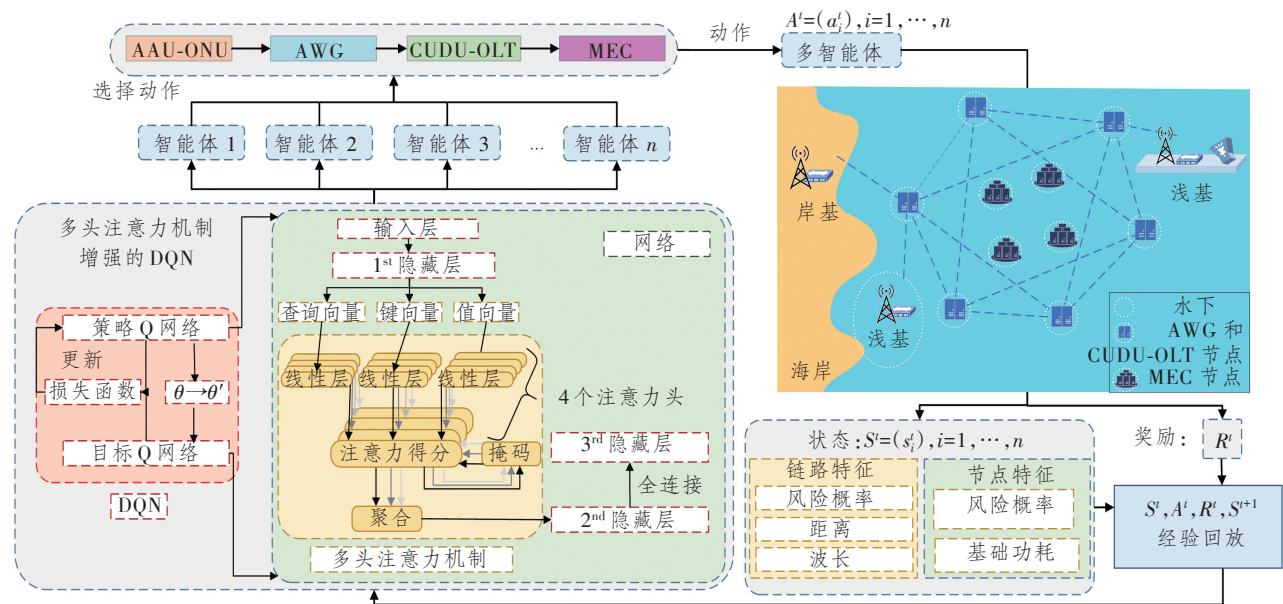
同时,网络中的所有链路部署的风险概率之和不能超过网络部署风险概率的最大值,即 $\sum_a Risk_a \leq Risk_{max}$ 。其中,链路风险概率与链路距离之间呈线性关系,即 $0 \leq E_{i,j} \leq k \cdot L'_{i,j}$, k 为比例系数。

3 MHA-MAD

随着网络规模的扩大,MILP 求解耗时剧增,难以满足实际场景中高效部署的需求。故如图4所示,本文提出 MHA-MAD 算法以实现 WDM-PON 使能 NG-RAN 的近海网络高效部署。

3.1 强化学习组件的定义

强化学习核心组件包括状态、动作和奖励,其具体定义与作用如下所述:



注: t 为时间步长。

图4 MHA-MAD 示意图

Figure 4 The diagrammatic sketch of MHA-MAD

①状态：表示智能体可获取的网络环境信息，包括节点特征(风险概率和功耗)和链路特征(风险概率和距离)等。每个 AAU-ONU 配备智能体 i ，时间步长 t 的状态表示为 s'_i ，输入到全连接层以生成嵌入向量： $h'_i = \text{ReLU}(W_1 s'_i + b_1)$ ，式中， W_1 和 b_1 分别为全连接层的权重和偏置。状态(包括当前节点及其相关特征)传输到多头注意力机制增强的 DQN 中以生成 Q 值。

②动作：每个 AAU-ONU 都放置了 1 个智能体，所有智能体共用 DQN 模型并选择其下一步动作。值得注意的是，所有智能体的决策都是同步进行的。具体而言，每个智能体单独选择 1 个 AWG，然后选择 1 个 CUDU-OLT 节点，最后选择 1 个 MEC 节点，这些选择动作均与其他智能体同步，并在共享的环境中进行交互。在操作过程中，当前环境状态(即节点、链接和资源状态)会不断更新，智能体会根据更新的环境选择新的操作。

③奖励：算法通过与环境交互来增强决策能力，奖励机制评估决策对优化目标的影响。为了最大化长期回报，在约束范围内部署 AAU-MEC 链路可获得奖励，反之则受惩罚。

3.2 用于特征提取的多头注意力

多头注意力层通过并行注意力头强化输入特征之间的关系，如网络拓扑、节点和链路占用情况以及资源竞争影响多智能体协作决策路径等，增强特征提取和优化特征表示，具体如下：

①多头注意力层：从查询向量(query, Q)、键向量(key, K)和值向量(value, V)中计算注意力权重，以增强特征提取并选择更好的动作。其中， Q 表示当前节点的状态信息，包括其特征、潜在路径和动态数据(如成本、功耗和风险)， Q 用于从 K 和 V 中提取相关信息以进行决策；而 K 表示所有可能目标节点的信息，描述其特征和与当前节点的关系(距离和成本等)。 K 与 Q 匹配，以确定与当前 Q 最相关的 V ，从而反映当前节点与所有目标节点之间的关系。 V 则包含了每个目标节点的实际信息和特征，包括状态、路径成本、潜在奖励和动态数据。通过注意力权重对 K 、 Q 和 V 进行加权和求和生成输出向量，为智能体提供选择下一个操作所需的信息。

②多头注意力机制增强的 DQN 模型：DQN 集成多头注意力机制以增强特征表示。根据输入特征计算注意力权重向量，加权和求和后返回到模型中。注意力层的输出随后通过第 2 个全连接层：

$h_i^{fc2} = \text{ReLU}(W_2 h_i^{attn} + b_2)$ ，式中： h_i^{fc2} 为全连接层输出的中间表示；ReLU 为激活函数； W_2 和 b_2 为全连接层的权重和偏置； h_i^{attn} 为第 i 个样本或时间步在注意力机制输出之后的向量表示。最后通过输出层生成 Q 值： $Q(s_i, a) = W_3 h_i^{fc2} + b_3$ ，式中： s_i 为当前状态； a 为动作； W_3 和 b_3 为输出层的权重和偏置。

综上所述，MHA-MAD 流程如下：环境提供网络节点和链路信息，包括部署成本、节点功耗、链路衰减功耗和部署风险。每个 AAU-ONU 配备 1 个智能体，所有智能体共享公共环境并同步选择 AWG、CUDU-OLT 和 MEC 组成路径，实现同步决策。此外，多智能体通过集成多头注意力的 DQN 模型实现全局优化。最终智能体根据奖励更新，获得最佳部署方案。

4 分析与讨论

在 IBM ILOG CPLEX V12.7 软件中仿真 MILP 模型，MHA-MAD 的仿真通过 Python 仿真平台实现，二者运行环境均为配备有 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H、16 G 内存和 Windows11 系统的电脑。本文假设网络拓扑中除了 AAU-ONU 外的任意两个节点可以连接， α 、 β 和 γ 分别设置为 0.001、0.500 和 100.000。MHA-MAD 模型的仿真参数包括 0.02 的学习率、4 个注意力头和由节点数定义的动作空间。放置失败的最大惩罚为 100 000，折扣因子为 0.99，训练过程中 DQN 的神经网络结构主要包含两层连接层，每层 128 个神经元。本文对多种算法性能进行了对比分析，包括 MHA-MAD、MILP 以及两个基准算法：①Benchmark1；未引入多头注意力机制的多智能体 DQN 算法，用于评估多头注意力机制的效果；②Benchmark2；结合文献[15]与随机命中算法的启发式算法。

图 5 所示为式(1)中联合目标函数在近海网络下 4 种方案的结果，考虑了不同节点类以及不同节点数量对算法性能带来的影响。其中，图 5(a)说明了不同数量 AAU-ONU 对联合优化目标的影响。与基准算法相比，MHA-MAD 和 Benchmark1 算法都保持较低且稳定的目标值，其中 MILP 算法提供了精确解。值得注意的是，随着 AAU-ONU 数量的增加，MHA-MAD 算法的性能表现逐渐优于 Benchmark1 算法。这表明 MHA-MAD 算法中的多头注意力机制通过特征提取增强了算法的全局优化和决策能力。由图 5(b)可知，增加 AWG 的数量

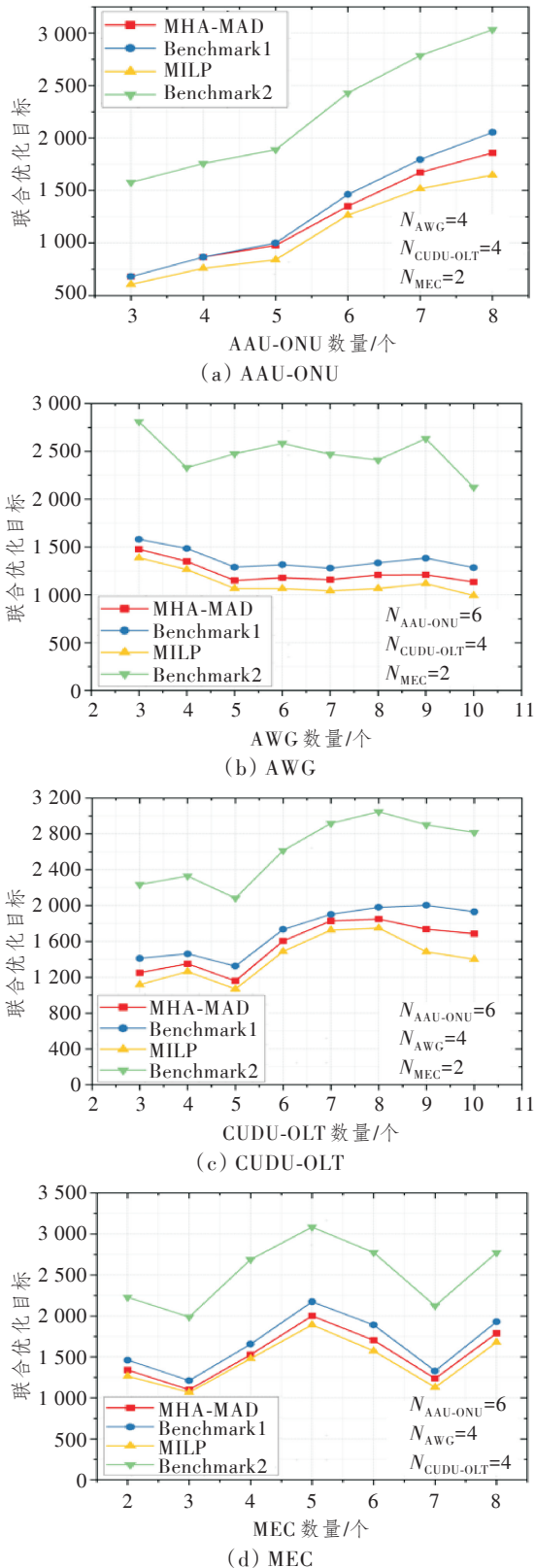


图5 AAU-ONU、AWG、CUDU-OLT和MEC数量对联合优化目标不同方法比较的影响

Figure 5 Impact of the number of AAU-ONU, AWG, CUDU-OLT and MEC on comparisons of different approaches in terms of joint optimization objective

对MHA-MAD和Benchmark1算法的性能影响最小,这可能是因为智能体从各自的AAU中同步做出决策,而可选的设备只有4个CUDU-OLT和两个MEC,智能体行动涉及的可能性更少。这同样适用于图5(d),即使网络规模随着MEC数量的增大而增大,但在其他设备数量不变的情况下,MEC接入网络后对AAU-ONU到CUDU-OLT部分的网络部署并无较大影响。相比之下,图5(c)展现出了MHA-MAD算法的性能波动,其随着CUDU-OLT数量的增加而下降。然而,与Benchmark1算法相比,MHA-MAD算法仍然将联合优化目标降低了至少8%,并且明显优于Benchmark2算法。

因此,与没有多头注意力机制的Benchmark1算法相比,MHA-MAD算法将网络联合部署目标降低了约8%,接近MILP算法的性能,并在联合优化目标方面优于其他基准算法

5 结束语

本文针对近海场景下支持WDM-PON的NG-RAN的多目标联合优化网络部署问题,通过构建MILP模型联合优化了网络部署成本、节点功耗、链路衰减功耗和网络部署风险概率,并提出了MHA-MAD算法。仿真结果表明,本文所提算法的性能优于两个基准算法,接近最优解。值得注意的是,与未集成多头注意力机制的算法相比,MHA-MAD算法节省了近8%的联合优化目标。此外,海洋复杂因素对近海网络部署和后续资源优化问题的影响还有待进一步的深入探讨。未来可探索多种通信技术融合下的协同部署策略,或采用生成式人工智能融合强化学习等方法,实现复杂近海网络场景下的定制化网络建模与优化。

参考文献:

- [1] Zhu S, Chen X, Liu X, et al. Recent Progress in and Perspectives of Underwater Wireless Optical Communication [J]. Progress in Quantum Electronics, 2020, 73: 100274.
- [2] Shaye'a I, Ergen M, Hadri Azmi M, et al. Key Challenges, Drivers and Solutions for Mobility Management in 5G Networks: A Survey [J]. IEEE Access, 2020, 8: 172534–172552.
- [3] 吴佳丽,刘向南,孙春蕾,等.海洋移动通信网络无线资源管控[J].移动通信,2024,48(11):77–85.
Wu J L, Liu X N, Sun C L, et al. Wireless Resource Management for Marine Mobile Communication Net-

- works [J]. *Mobile Communications*, 2024, 48 (11) : 77–85.
- [4] Satyanarayana K, Abhinov B. Recent Trends in Future Proof Fiber Access Passive Networks: GPON and WDM PON[C]// *International Conference on Recent Trends in Information Technology 2014*. Chennai, India: IEEE, 2014: 1–5.
- [5] Xu Z, Zhuang L, Zhuang W, et al. Meta Relational Learning-based Service-Tailored VNF Deployment for 5G Network Slice [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(24): 22542–22554.
- [6] Xu C, Song S, Liu J, et al. An Efficient Deployment Scheme with Network Performance Modeling for Underwater Wireless Sensor Networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(5): 8345–8359.
- [7] Bushnaq M, Zhilin I V, Masi G D, et al. Automatic Network Slicing for Admission Control, Routing, and Resource Allocation in Underwater Acoustic Communication Systems [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 134440–134454.
- [8] Li J, Yang T, Feng H. Intelligent Maritime Communications Enabled by Deep Reinforcement Learning [C]// *IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC) 2019*. Changchun, China: IEEE, 2019: 786–791.
- [9] Salman Hassan S, Park S B, Huh E N, et al. Seamless and Intelligent Resource Allocation in 6G Maritime Networks Framework via Deep Reinforcement Learning[C]// *International Conference on Information Networking (ICOIN) 2023*. Bangkok, Thailand: IEEE, 2023: 505–510.
- [10] Yi J, Qiao G, Yuan F, et al. Sensor Deployment Strategies for Target Coverage Problems in Underwater Acoustic Sensor Networks [J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(3): 836–840.
- [11] Zhao Z, Gao G, Gan W, et al. Multi-objective Optimization for Submarine Optical Cable Route Planning based on Cross Reinforcement Learning [J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2024, 16(10): 1018–1033.
- [12] 周焯琦, 王锐. 海底沙波对光缆铺设放缆余量计算的影响[J]. *海洋工程装备与技术*, 2023, 10(04): 135–139.
- Zhou Y Q, Wang R. Influence of Submarine Bedforms on the Determination of Length Redundancy for Optical Communication Cable Laying [J]. *Ocean Engineering Equipment and Technology*, 2023, 10(04): 135–139.
- [13] 陈宇俊, 解江, 张泽, 等. 海底光缆环境影响因素综述[J]. *电子产品可靠性与环境试验*, 2018, 36(S1): 232–236.
- Chen Y J, Xie J, Zhang Z, et al. Review on Environmental Influence Factors of Submarine Optical Fiber Cable [J]. *Electronic Product Reliability and Environmental Testing*, 2018, 36(S1): 232–236.
- [14] Zhang J, Wang H. Development of Offshore Wind Power and Foundation Technology for Offshore Wind Turbines in China [J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 113256.
- [15] Wang X, Ji Y, Zhang J, et al. Joint Optimization of Latency and Deployment Cost over TDM-PON based MEC-enabled Cloud Radio Access Networks[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 681–696.