

面向天地融合网络的虚拟网络映射算法

方嘉睿¹, 张婷婷¹, 赵禹博², 武楠¹, 梁蓓³

(1. 北京理工大学, 北京 100081;
2. 陆军装甲兵学院士官学校, 吉林 长春 130000;
3. 北京雁栖湖应用数学研究院, 北京 101408)

摘要: 针对复杂的天地融合网络环境下, 用户业务高差异、异质资源强受限、时空尺度大跨越、网络拓扑高动态等特性, 给虚拟网络映射 (Virtual Network Embedding, VNE) 算法带来的挑战, 国内外学者展开了深入研究。首先根据问题特性概述天地融合网络 VNE 面临的三大核心挑战; 然后从场景建模和求解算法两大维度详细分析相关研究的进展, 主要涵盖服务质量感知 VNE、多层跨域异构网络 VNE、动态 VNE 以及 VNE 问题求解算法 4 个方面, 并从理论和实践两个方面深入分析应对天地融合网络 VNE 的解决策略; 最后展望未来研究方向, 旨在为后续工作提供参考。

关键词: 虚拟网络映射; 天地融合网络; 服务质量感知

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2024002

Virtual Network Embedding Algorithms for Integrated Space-Terrestrial Network

FANG Jiarui¹, ZHANG Tingting¹, ZHAO Yubo², WU Nan¹, LIANG Bei³

1. Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China
2. Noncommissioned Officer Institute Army Academy of Armored Forces, Changchun 130000, China
3. Beijing Institute of Mathematical Sciences and Applications, Beijing 101408, China

Abstract: Within the intricate environment of integrated space-terrestrial network, VNE algorithms face novel challenges due to the high variability in user demands, stringent limitations of heterogeneous resources, expansive spatiotemporal scales, and the dynamic nature of network topologies. In light of this, scholars worldwide have delved deeply into the VNE issues pertaining to these networks. This review firstly summarized the three core challenges faced by VNE in these networks based on their characteristics. It then elucidated the current state of research from two major perspectives: scenario modeling and algorithmic solutions, primarily encompassing Quality of Service (QoS) aware VNE, multi-layer cross-domain heterogeneous network VNE, dynamic VNE, and problem-solving algorithms for VNE. Both theoretical and practical strategies to address the VNE challenges in integrated space-terrestrial networks were analyzed in depth. Finally, it provided a foresight into future research directions, aim to offer valuable insights for subsequent studies.

Keywords: virtual network embedding, integrated space-terrestrial network, quality of service aware

0 引言

随着全球信息化的持续发展, 网络基础设施面临来自多样化服务场景的巨大需求压力。在此背景下, 天地融合网络的概念应运而生, 旨在通过融合卫星和地面网络来提

供高速、泛在、灵活可扩展的智能网络服务^[1]。为了实现这一概念, 并在各种复杂场景中实现资源利用与服务质量的最优平衡, 虚拟网络映射 (Virtual Network Embedding, VNE) 技术的深入探索与应用成为关键之一。

传统的 VNE 技术, 作为网络虚拟化 (Network Vir-

收稿日期: 2023-10-29; 修回日期: 2024-02-01

通信作者: 张婷婷, zhangtt@bit.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No.2021YFB2900601); 北京市自然科学基金 (No.M22001)

Foundation Items: National Key Research and Development Program of China (No.2021YFB2900601), Beijing Natural Science Foundation (No.M22001)

tualization, NV) 的重要组成部分, 主要通过共享的物理基础设施上有效地映射虚拟网络请求, 来实现各种网络服务的部署, 从而最大化资源利用率, 并增强网络性能。这项技术在地面网络中已得到大量应用, 然而, 由于天地融合网络具有用户业务高差异、异质资源强受限、时空尺度大跨越、网络拓扑高动态等特性, 如何在天地融合网络中有效应用 VNE 技术, 成为关键挑战^[2]。

近年来, 众多学者针对天地融合网络场景下的 VNE 问题进行了广泛研究, 提出了各种新型的场景模型和算法求解方法, 取得了一系列研究成果。由于天地融合网络的复杂性和不确定性, 这些解决方案往往只针对部分问题, 尚有很多关键问题亟待解决。为此, 本文从 4 个方面深入探讨 VNE 算法的现状与特点。

1 虚拟网络映射算法概述

虚拟网络映射算法在网络虚拟化技术中扮演着核心角色, 特别是在增强灵活性、降低成本和提高可靠性等方面表现出显著的优势, 然而, 将其应用到不断发展变化的天地融合网络中, 却涉及一系列复杂的挑战。下面首先分析 VNE 技术的基本概念和主要优势, 然后分析在天地融合网络中应用 VNE 技术所面临的挑战。

1.1 VNE 技术的基本概念

网络虚拟化是一种网络架构技术, 已经在 5G 架构中发挥重要作用, 并且可以预见其在未来网络架构中仍将至关重要^[3]。在软件定义网络 (Software Defined Network, SDN) 和网络功能虚拟化 (Network Function Virtualization, NFV) 的推动下, 通过共享基础设施并从物理层面解耦网络资源, 多个异构虚拟网络能够动态地分配和映射到同一个物理网络中, 从而更高效地利用物理网络资源, 并提供灵活的虚拟网络配置和管理能力^[4]。

虚拟网络映射是网络虚拟化技术中的核心环节, 其主要任务是将虚拟网络请求精确映射到底层的物理网络之上, 以提升网络资源利用率, 减小网络运营成本, 增强网络灵活性, 如图 1 所示。在传统网络环境下, VNE 技术作为优化和管理网络资源的有效手段, 主要用以支持各类网络服务的部署。通过 VNE 的应用, 当服务提供商 (Service Provider, SP) 创建异构网络并提出虚拟网络请求时, 基础设施提供商 (Infrastructure Provider, InP) 能够选择合适的虚拟网络映射算法, 为虚拟网络请求分配适当的物理资源, 从而灵活地满足各种服务需求^[5]。

通常来说, VNE 的优势主要体现在以下 3 个方面。

(1) 灵活性: VNE 可根据用户需求和网络环境的变化

动态调整虚拟网络的结构和配置, 适应不断变化的网络需求, 从而大幅增强网络的灵活性。

(2) 降低成本: 通过 VNE 优化映射策略, 能更有效地利用网络资源, 节约能源, 减少硬件投资, 进而显著降低网络运营的整体成本。

(3) 可靠性: VNE 在复杂的网络结构下能提供可靠的服务, 在物理网络出现故障时, 能迅速地创建和部署新的虚拟网络以替代受影响的网络。

借助这些优势, VNE 技术在地面网络和工业网络中的应用受到了广泛关注, 为网络运营商提供了高效的网络管理和优化方案。然而, 当将 VNE 技术扩展到更为复杂、动态的天地融合网络中时, 将会遭遇一系列新的挑战, 这是本文接下来探讨的重点。

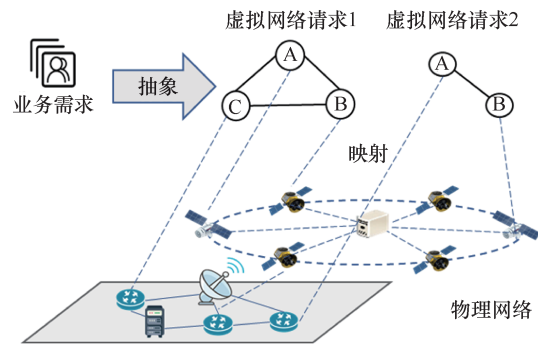


图 1 虚拟网络映射过程示意

1.2 天地融合网络 VNE 面临的挑战

下面首先探讨天地融合网络的主要特性, 然后分析在这种特殊网络环境下, 应用现有 VNE 技术所面临的一系列挑战。

首先, 天地融合网络的核心特性包括以下几个方面。

(1) 动态性: 天地融合网络中的设备, 例如低地球轨道 (Low Earth Orbit, LEO) 卫星, 持续动态地移动, 导致网络动态性尤为突出。LEO 卫星的移动可能造成信号强度下降或连接丢失, 且会影响链路质量, 引起网络拓扑的迅速、频繁变化, 增加了网络管理和优化的难度。

(2) 跨域异构性: 天地融合网络可能会涵盖多种网络类型, 如 LEO 卫星网络、地面网络、高空平台等。由于网络设备的性能和能力各异, 形成了高度异构的网络环境。每种网络具备不同特性, 例如卫星网络覆盖广但时延大, 地面网络覆盖小但时延小, 这就需要能够处理和优化多域异构网络的综合管理策略。

(3) 服务质量: 由于信号传播距离的限制, 天地融合网络中的通信时延要求通常比传统网络要严格, 而且带宽资源相对受限, 受卫星覆盖范围和信号质量影响的时延、

抖动和丢包等问题也更为明显。同时,天地融合网络对用户服务质量的要求更加苛刻,所面临的请求具有高并发、差异化、变化快等特点。

(4) 计算复杂性:由于天地融合网络的动态性和异构性,资源配置和管理异常复杂。特别是在多层跨域结构下,不同层次的资源分配必须优化,以确保整个网络高效运营。

在将现有 VNE 技术应用于天地融合网络时,需认识到以下挑战和问题。

(1) 动态网络的快速自适应映射问题:由于天地融合网络的动态性,现有 VNE 技术难以应对节点和链路状态的时刻变化,这对传统 VNE 技术的快速自适应性提出了重大挑战。由于网络的不可预测性,要求能够实时响应网络状态、流量模式和资源可用性的变化,而传统 VNE 技术通常无法提供及时和精准的响应。

(2) 大规模异构网络的跨域资源适配问题:高度异构的天地融合网络中的资源匹配和优化问题难以用传统方法解决。设计 VNE 算法时,需充分考虑卫星通信特性,如时延敏感性、链路稳定性等,并进一步探索域间协同调度策略,以增强灵活性。

(3) 业务高差异的精准匹配问题:现有 VNE 技术难以满足天地融合网络内多元的差异化服务要求。例如,对于超远程实时业务、高速移动宽带业务等,现有 VNE 技术往往难以提供满意的解决方案。需有新的 VNE 算法在满足各种服务质量(QoS)需求的同时对不同业务进行精准匹配,有效地分配和优化网络资源,还需考虑服务优先级,如在紧急情况下保证关键业务。

综上,现有的 VNE 技术难以直接应用于天地融合网络,亟须在现有 VNE 技术的基础上进行深入研究和改进,以适应天地融合网络的独特性和需求。

2 虚拟网络映射算法在天地融合网络领域的研究现状

现有研究可以从两个角度进行分类。一方面,从对网络场景建模的角度来看,可以分为服务质量感知 VNE、多层跨域异构网络 VNE 以及动态 VNE;另一方面,从 VNE 问题求解算法的角度来看,可以分为启发式算法和智能算法。下面对上述两个角度中共 4 个研究方向的现状进行分析,部分研究对比见表 1。

2.1 基于服务质量感知的 VNE 研究

传统 VNE 问题主要关注带宽、计算资源的匹配问题等。然而,为了满足天地融合网络应用场景中高差异业务

的精准匹配需求,尤其是在 SDN 和 NFV 等技术的推动下,更加全面和多样化的资源类型已经成为 VNE 的首要考虑因素。此外,用户对网络服务质量的需求也在不断提高,用户需要满足更加个性化的 QoS 需求,如时延、可靠性、安全性等指标。因此,研究者开始关注如何有针对性地优化用户的服务质量。

在服务质量的 VNE 算法方面,最早并非专门为天地融合网络设计,而是重点关注服务质量指标约束下的业务匹配问题。例如 Zhang 等^[6]考虑了存储资源,Cao 等^[7]分析了运行内存的影响,但是对面向用户需求的服务质量的考虑有所欠缺。为此,相关研究开始聚焦面向用户的服务质量特性,例如 Li 等^[8]设计了基于时延的 QoS 指标,并与网络链路负载相结合;Pham 等^[9]关注能耗敏感型设备的能量消耗;Zhang 等^[10]引入了安全性指标;Jiang 等^[11]则提出了综合多项上述 QoS 指标需求的 VNE 算法。综上,针对地面网络的研究涉及安全、能耗、网络性能等诸多方面,且服务质量在天地融合网络这一大规模网络场景中具有更加重要的意义,是保障不同类型业务匹配精准性的基础。

由于天地融合网络的场景更为复杂,面向服务质量 VNE 问题的难度也随之增加,传统网络场景中的方法在天地融合网络应用场景中的适用性存在巨大挑战。针对天地融合网络背景的服务质量 VNE 算法随后出现,例如 Chen 等^[12]将传统网络场景中的算法移植到了天地融合网络中,综合考虑时延、安全等 QoS 指标,初步验证了算法在天地融合网络场景中的性能表现并为服务质量的保障提供了思路,但仍然偏向于传统的资源匹配,对业务的差异性体现不足。此外,为了进一步优化算法在天地融合网络背景中的服务质量表现,结合网络的异构跨域性质,Cao 等^[13]考虑了卫星频谱资源和计算存储资源的稀缺性,设计了针对天上、空中或地面节点的选择部署机制。Zhang 等^[14]提出了针对天地融合网络的时延敏感 VNE 算法,与传统的时延优化算法不同,在评估时延时考虑了卫星间以及星地间通信的流量大小和跳数对时延的影响。上述研究初步给出了异构跨域网络中进行资源匹配的建模方法,并借此提升算法对服务质量的保障能力。此外,参考文献[15]在考虑频谱等资源稀缺性的基础上还考虑了卫星功率限制,并充分利用天地融合网络的中继节点边缘缓存能力,将热点任务提前缓存在网络节点中,以提升不同业务中用户的 QoS 和体验质量(Quality of Experience, QoE),为解决天地融合网络中差异化业务的精准适配难题提供了思路。

表 1 天地融合网络中的 VNE 技术部分研究对比

参考文献编号	主要研究方向	VNE 求解算法	研究要点	技术思路	研究成果	局限性
[12]	基于服务质量感知的 VNE 研究	深度强化学习和图机器学习	时延、安全等 QoS 指标的综合匹配	传统网络 VNE 应用和图卷积网络空间特征提取能力	业务精准匹配和快速自适应算法	业务的差异性体现不足
[15]	基于服务质量感知的 VNE 研究	深度强化学习	卫星功率限制	中继节点边缘缓存	业务差异性精准匹配	算法快速自适应不足
[13]	基于服务质量感知和多层跨域异构网络的 VNE 研究	启发式算法	卫星、空中、地面网络的多层网络部署与跨域调度	卫星频谱资源和计算存储资源的稀缺性和异构节点的加权指标考虑	异构跨域性质的适配问题	缺乏对多域网络中域间协同、依赖关系的深入探讨
[14]	基于服务质量感知和多层跨域异构网络的 VNE 研究	深度强化学习	时延敏感 VNE	考虑星间和星地间的流量大小和跳数对时延的影响	服务质量优化和异构跨域网络中的时延考虑	
[21]	多层跨域异构网络的 VNE 研究	深度强化学习	天地融合网络的异构特性	不同通信技术、资源和约束的细分模型	多层跨域异构网络的建模和资源编排	
[22]	多层跨域异构网络的 VNE 研究	启发式算法	天地融合网络的跨域特性	4 类差异化业务和卫星与地面网络跨域协作	多层跨域异构网络的资源编排和卫星—地面协作	缺乏对多域特性和服务质量的深度结合
[31]	动态 VNE 研究	启发式算法	迁移和重新实例化产生的额外时延和迁移成本	引入重映射策略处理动态 VNE 问题	重映射带来的权衡点	
[33]	动态 VNE 研究	启发式算法	天地融合网络的拓扑变化	利用卫星固定轨道的可预测特点提前重新映射网络请求	减少因业务违反初始调度策略的约束而被拒绝时的额外成本	
[39]	多层跨域异构网络的 VNE 研究	启发式算法	多域模式和卫星编队模式的 VNE 问题	采用不同算法	降低时延和功耗	缺乏统一的网络模型
[46]	基于服务质量感知的 VNE 研究	深度强化学习	天地融合网络的功耗	利用强化学习实时更新策略	自适应降低功耗	涉及复杂的大量的计算和训练数据导致的快速部署问题

当前，基于 QoS 感知的 VNE 问题在天地融合网络中已取得一定的研究进展，但是还存在许多挑战和改进空间。未来的研究重点应包括：如何在保证 QoS 的前提下，进一步提高跨域异构网络中的资源利用率；如何在面对动态变化的网络环境时，设计更灵活和高效的部署策略；如何构建能够满足不同用户差异化需求的个性化算法等。此外，随着网络技术的发展，可能会涉及更多类型的资源和 QoS 指标以满足差异化的业务需求，如何对业务进行建模并辅助算法进行适配，这也是未来研究的重要方向。期待通过对以上几个方向的深入研究，在天地融合网络的 VNE 问题中实现更多的突破和创新，为实现更加高效、可靠和安全的网络服务奠定坚实基础。

2.2 多层跨域异构网络的 VNE 研究

天地融合网络具有覆盖范围广、网元设备异质性强、体系架构复杂的特点，是典型的多层跨域异构网络，如图 2 所示。天地融合网络由卫星网络、空中网络和地面网络 3 层网络构成，3 层网络内部还可继续细分。例

如，卫星网络根据轨道高度可分为地球同步轨道（Geostationary Orbit, GEO）卫星网络、中地球轨道（Medium Earth Orbit, MEO）卫星网络和低地球轨道（Low Earth Orbit, LEO）卫星网络；空中网络可以分为无人机、飞艇等飞行物体构成的网络或高空平台（High Altitude Platform, HAP）网络和低空平台（Low Altitude Platform, LAP）网络等；传统地面网络则可分为核心网、无线接入网、传输网等更复杂的组成部分。这种特殊的网络结构直接导致了如何在天地融合网络这一大规模异构网络中进行跨域资源适配的难题。

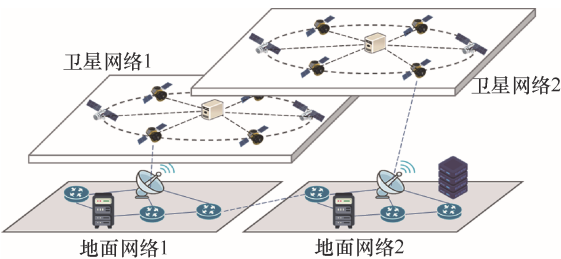


图 2 多层跨域异构的天地融合网络示意

由于天地融合网络的准确数学模型仍在完善阶段,下面将重点分析现有研究如何构建多层跨域和异构属性的模型,并讨论其采用的相关理论与方法,主要聚焦在多层跨域异构网络中的部署优化和资源编排应用方面。本文将先分析地面网络系统的相关成果,然后进一步分析天地融合网络中的相关模型和算法的优劣与挑战。

关于多层跨域异构网络建模与优化的研究最初起源于现行地面网络系统。例如,Zhang 等^[16]通过联合优化各层间的资源分配,与 Chowdhury 等^[17]通过解耦不同层间的资源分配过程简化映射问题,解决了多层基础设施的相互依赖性和资源约束问题。Addad 等^[18]研究了 5G 网络中的跨域网络建模,并构建了一个支持跨域通信和资源共享的多域模型,这对优化网络资源分配至关重要。Marinova 等^[19]研究了端到端网络的跨域通信需求,包括资源分配和路由优化,该多域建模方式可以覆盖多个云平台区域的无线网络。Quang 等^[20]在非合作环境中构建了多域模型,将每个域建模为一个具有独立资源集的网络进行处理,各个域间无须进行显式通信。上述基于地面网络的研究给出了针对不同场景的跨域资源适配思路,可以为在天地融合网络中大规模部署算法提供启示。

最新的研究开始聚焦于天地融合网络场景下的多层跨域异构网络。例如,针对天地融合网络的异构特性,Zhang 等^[21]在建模过程中首先将天地融合网络分为具有不同通信技术、资源和约束的不同域,其次在各域内进一步细分不同网络资源承载能力的节点和链路,最后融合链路和部署因素以捕捉不同域间的复杂交互,实现了异构网络中的高效资源编排和服务供应。参考文献[14]则基于上述模型进一步提出天地融合网络的时延敏感 VNE 算法,并在评估时延时考虑卫星间以及星地间的流量大小和跳数对时延的影响,从而验证了跨域异构的天地融合网络中算法的性能表现。此外,针对天地融合网络的多域性质,Wang 等^[22]重点研究了网络内的不同通信技术和约束下的异构网络拓扑域,并通过区分出 4 类差异化业务,验证了天地融合网络中卫星与地面网络跨域协作的优越性,实现了高效资源编排。Cao 等^[13]也针对异构节点设计了加权指标以区分卫星、空中、地面网络节点,有助于算法实现多层网络的部署和跨域网络的调度。

目前,天地融合网络背景下的多域网络研究成果相对较少,仍需借鉴地面网络中的相关研究进行深入探索。第一,缺乏对多域网络中域间协同、依赖关系的深入探讨,

如 Nguyen 等^[23]的多层网络模型更注重层与层之间的相互依赖性,并相应地优化资源分配。Lu 等^[24]采用了更为细粒度的多层网络建模,上层和下层协同工作,设计了上层网络的需求无法满足时对下层网络资源进行调度的机制,这种具有分层组织结构的模型可以为需要细粒度业务隔离的大型网络提供服务,进一步优化算法性能和资源分配。第二,在天地融合网络背景中,仍然缺乏对多域特性和服务质量的深度结合,如 Andreoletti 等^[25]将多域属性和隐私保护相结合,综合考虑了具有不同隐私要求的各个网络域,确保在映射过程中一个域的敏感信息不会被泄露到其他域。Zhang 等^[26]针对多域特性,进一步设计了基于水平联邦学习技术的 VNE 算法,以增强多域网络中的数据隐私保护。上述改进 VNE 算法,可以进一步提升面对大规模异构网络的跨域资源适配难题的解决能力。

综上,基于多层跨域异构网络的 VNE 正在成为一种趋势,其重要性和挑战性在于如何构建和优化这种网络的模型,以及如何进行有效的资源编排。具体来说,跨域通信和资源共享、异构网络内的通信技术和网络拓扑、多层网络结构中的资源约束和优化等因素是该领域的研究重点。

2.3 动态 VNE 研究

天地融合网络的环境和用户请求持续动态变化,为 VNE 带来了诸多挑战。动态 VNE 过程如图 3 所示,其中网络环境多层次、多时段的动态性及用户请求的不可预测性,使得 VNE 的复杂度进一步提升。目前的研究主要采用时间窗策略和重映射策略来处理动态 VNE 中变化的用户请求和网络环境,着眼于提高资源利用率并适应不断变化的需求和拓扑。然而,这一领域对算法层面的优化,尤其是针对天地融合网络的网络环境本身动态特性进行深入优化的研究仍然较少。

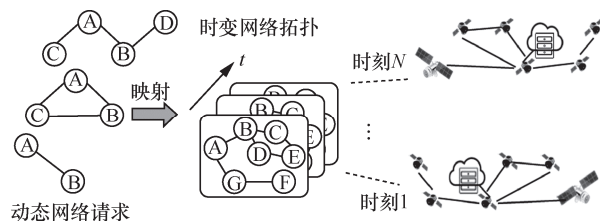


图 3 动态 VNE 过程

在传统网络中,动态 VNE 的研究已经取得了一定成果,如对于动态 VNE 中的用户请求多变、高并发和差异性问题,研究者提出了时间窗策略。其中,Nguyen 等^[27]和 Rubilo-loyola 等^[28]通过引入时间窗策略,实现了在线映

射以最大化网络资源的利用效率,这种策略综合考虑了一段时间内的用户请求变化,并通过优先级进行调度,转化动态 VNE 问题为静态 VNE 问题。此外,针对动态 VNE 中环境变化和用户请求变化的通用策略是重映射策略,如 Dehury 等^[29]的研究,为动态网络环境引入了重映射策略,当已部署的网络请求因网络情况变化或用户需求变化无法满足时重新进行部署。在此基础上,Zhang 等^[30]也引入了重映射策略以提升动态网络请求中的映射效果,并利用图卷积神经网络的特征提取能力和强化学习自我调整能力改进算法,实现了更加有效地利用和优化网络资源,对多变的用户请求具有一定的自适应能力。尽管如此,这些研究并未专门针对天地融合网络的特殊环境动态性进行优化。

近年来,部分研究者开始探索天地融合网络中的动态 VNE 问题,并将环境动态性重点纳入了考虑。例如,Li 等^[31]为了处理拓扑结构高度动态情况下的问题,引入重映射策略并细化为网络请求的实时迁移和重新实例化。针对天地融合网络中的异构节点差异化建模了迁移和重新实例化产生的额外时延和迁移成本,进一步分析天地融合网络中执行重映射策略换取更好映射效果的权衡点。这种方法虽然考虑了网络环境的动态性,却没有明确考虑动态网络拓扑(例如卫星网络)的链路属性变化的影响,也忽略了卫星节点的功率约束和物理链路的速率约束。此外,上述研究对天地融合网络的动态性建模也不够准确,例如 LEO/MEO 卫星拥有固定的轨道^[32],拓扑应该不是随机变化的。为应对这些问题,Maity 等^[33]充分考虑天地融合网络的动态特点,针对服务请求生命周期内网络拓扑变化的影响,首先假设当前时隙的下一个时隙的卫星运动是可预测的,进而在拓扑变化之前主动重新映射网络请求,使得未完成的请求不受影响,减少因业务违反初始调度策略的约束而被拒绝时再被动进行重映射带来的额外成本。上述研究开创性地针对天地融合网络中网络环境变化的特殊性对算法进行了改进,提供了实现动态网络环境中高效映射的思路,但其采用的启发式算法仍需面对大规模网络中的快速自适应问题。

总体而言,当前的研究主要从策略层面对天地融合网络中的动态 VNE 问题进行了一定程度的探索和优化。在算法层面上,如何更好地处理动态 VNE 问题,以确保实际应用场景的可行性,仍是一项待解难题。对此,传统地面网络的部分研究可以提供一定启发,如参考文献[30]综合运用了深度强化学习技术和图机器学习技术,可以在动

态用户请求问题中有更好的自适应效果。同时,也可以针对天地融合网络的特性改进现有网络场景的建模,并且进一步探索人工智能算法如图机器学习、循环神经网络等技术在天地融合网络环境动态问题中的应用,提升算法的鲁棒性和实用性。希望通过对天地融合网络中两类动态性问题进行针对性的优化,可以解决动态网络的快速自适应映射难题。

2.4 VNE 问题求解算法的现状

在天地融合网络背景下,VNE 求解算法经历了从启发式到智能方法的重要演变。在这个过程中,前沿的机器学习技术开始广泛应用,以更好地解决复杂环境下的 VNE 问题,从而进一步提升了网络的资源利用率和整体网络效率。

(1) 基于启发式算法的 VNE 解决方法

启发式算法是 VNE 算法的早期研究重点。这些算法依靠某种规则或经验法则(往往会被归纳成可计算的指标),以可控的计算复杂度解决 VNE 问题。然而,这在天地融合网络动态性强、复杂度高的环境中可能存在局限性。因此,启发式算法在传统网络中的应用案例很多,如 Chowdhury 等^[34]设计了整体网络资源消耗指标;Yu 等^[35]提出的局部资源容量指标;Cheng 等^[36]借助拓扑特征矩阵设计节点排序指标;Gong 等^[37]设计的全局资源容量指标;Zhang 等^[6]利用计算、网络和存储资源的比例作为指标;Song 等^[38]使用集合粒子群优化算法,借助历史信息辅助搜索过程,提升了算法性能。

在天地融合网络中,启发式算法有所运用。Li 等^[39]为了同时解决天地融合网络中的多域模式和卫星编队模式两种部署模式下的 VNE 问题,设计了两套适合不同业务请求的启发式算法,虽然可以降低时延和丢包率,但缺乏统一的网络模型。参考文献[22]中设计了包含多种空中和地面节点的不同特征在内的综合指标,应用贪心算法平衡星地资源消耗,验证了天地融合网络中卫星与地面网络跨域协作的可行性,仅在小规模、异构性较弱的静态网络中进行了仿真。参考文献[33]中也采用了启发式算法,验证了天地融合网络中解决动态环境和变化请求的策略,但采用的是小规模、异构性较弱的网络。

(2) 基于人工智能的 VNE 解决方法

随着技术的进步,智能算法展现出解决 VNE 问题的强大潜力。通过学习和推理,这些算法可以从历史数据中发现有价值的规律,并据此进行决策,从而更好地适应网络环境的动态性和复杂性。

例如,Haeri 等^[40]提出的蒙特卡洛树搜索 VNE 算法,利用随机抽样技术来探索可能的映射空间,以找到最优解。Blenk 等^[41]利用神经网络预测最佳映射策略,已经在传统网络环境中取得了成功。Yao 等^[42]提出的基于强化学习的 VNE 算法,是一种能够从过去的经验中学习并适应不断变化网络条件的方法。Habibi 等^[43]提出的图神经网络加速技术和 Yan 等^[44]提出的深度强化学习与图卷积网络结合的方法,都利用了图神经网络的强大能力,从网络拓扑中学习更好的映射。

为了进一步适应天地融合网络中的复杂 VNE 问题,研究者已经广泛使用智能算法作为求解方法。例如,为了解决天地融合网络中的功耗问题,Chen 等^[45]使用改进的 Kuhn-Munkras 组合优化算法;Zhou 等^[46]借助深度强化学习算法进一步提升了算法的性能。除此之外,参考文献[12]、参考文献[15]也针对特定问题使用了深度强化学习算法和图卷积神经网络等智能算法。这些研究进一步验证了面对天地融合网络的挑战,如动态变化的链路状态、复杂的地面和卫星节点分布等,智能算法显示出强大的自适应性和优化能力。由于这些智能算法通常涉及复杂的计算和大量的训练数据,因此带来了算法效率上的挑战。

总的来说,启发式算法和智能算法各有优势。启发式算法具有计算复杂度低、部署难度小的优点,能够在计算资源有限、对实时性要求较高的场合中,提供可行的解决方案。面对天地融合网络这种复杂、动态的环境,启发式算法在资源分配、性能优化等方面存在局限。智能算法通过学习和优化,能够找到更优的映射方案,提高资源利用率,适应复杂、动态的天地融合网络环境。这些算法的计算需求较高,且模型的训练和调试过程可能较为复杂,对于实时性要求极高的场景,可能会有一定的局限性。此外,智能算法中大量使用了人工智能算法,进而影响到模型的可解释性、鲁棒性等方面,使得当前的智能算法距离在天地融合网络中实际应用还有较大差距。

综上所述,从启发式算法到智能算法的转变反映了 VNE 问题复杂性的增加,研究者正在寻求更灵活、高效的解决方案,尤其在天地融合网络的环境下,由于其高度的动态性和复杂性,需要更先进的算法来应对 VNE 问题的快速自适应映射挑战。尽管智能算法在处理天地融合网络环境下的 VNE 问题上取得了一些进展,却仍然存在诸多挑战和未解决的问题,需要在未来的研究中进行更深入的探讨。

3 面临的问题和挑战

当前,VNE 在天地融合网络中的研究正处于关键的探索阶段,尽管 VNE 在解决网络管理和优化问题方面已展现出了巨大的潜力,但在实际应用中仍面临若干重要挑战。

(1) 智能算法的进一步发展:正如前文所述,智能算法在 VNE 问题中展示出强大的性能。天地融合网络的特性和需求为优化算法提出了新的挑战,尤其是在多层跨域异构网络中进行资源分配需面对的多目标优化问题的处理。因此,当前智能算法需进一步发展,以提高其在处理天地融合网络的 VNE 问题时的效率和精度。设计轻量、高效且低复杂度的快速自适应算法是当前研究的重要方向。

(2) 用户感知的多目标优化:天地融合网络中的 VNE 涉及多个用户感知的因素,如资源利用率、接收率、能耗、时延等。传统的优化方法往往无法全面考虑这些因素,导致优化结果可能无法满足用户的差异化业务需求。图机器学习具有强大的表征学习能力,可以捕捉和学习网络中的复杂关系,有助于更好地理解 and 处理这些用户感知的优化问题。同时,深度强化学习的环境反馈特性可以用来解决多目标优化问题。例如,可以通过设定奖励机制,使 DRL 模型能够自动探索和学习,以最大化资源利用率、接收率等目标,同时控制能耗、时延等在可接收范围。

(3) 在线学习和自适应策略:天地融合网络的实时性和动态性要求 VNE 算法能够及时响应网络状态的变化。强化学习的在线学习特性在这方面可以发挥重要作用。强化学习通过与环境的交互学习,能够自适应动态的网络环境和用户请求,实时更新模型,对新出现的网络状态进行学习,使得模型的性能持续优化。除此之外,强化学习中的多智能体算法可以进一步减少策略耗费的时间,或许可以解决在天地融合网络中进行快速映射的难题。如何设计出高效的自适应 VNE 策略,是当前研究的重要内容,也是将智能化的 VNE 算法推向实际应用的最关键一步。

(4) 隐私和安全:随着网络虚拟化的发展,如何在保证 VNE 性能的同时保护用户隐私和网络安全,成为了重要的研究方向。例如,利用联邦学习等技术在分散的网络节点上进行模型训练,保护数据隐私,或利用图神经网络等方法检测网络中的异常,提前预防网络攻击。

参考文献：

- [1] XU M R, NIYATO D, XIONG Z H, et al. Quantum-secured space-air-ground integrated networks: concept, framework, and case study[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2022, 1(1): 1-8.
- [2] LIU J, HE X C, CHEN T J, et al. SN-VNE: a virtual network embedding algorithm for satellite networks[C]//*Proceedings of 2019 IEEE/CIC International Conference on Communications Workshops in China (ICCC Workshops)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [3] SHEN X M, GAO J, WU W, et al. Holistic network virtualization and pervasive network intelligence for 6G[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(1): 1-30.
- [4] ALHUSSEIN O, DO P T, YE Q, et al. A virtual network customization framework for multicast services in NFV-enabled core networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(6): 1025-1039.
- [5] ZHANG Y S, LI C C, CHEN N, et al. Intelligent requests orchestration for microservice management based on blockchain in software defined networking: a security guarantee[C]//*Proceedings of 2022 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 254-259.
- [6] ZHANG P Y, YAO H P, LIU Y J. Virtual network embedding based on computing, network, and storage resource constraints[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(5): 3298-3304.
- [7] CAO H T, WU S C, AUJLA G S, et al. Dynamic embedding and quality of service-driven adjustment for cloud networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(2): 1406-1416.
- [8] LI M Y, CHEN C L, HUA C Q, et al. Intelligent latency-aware virtual network embedding for industrial wireless networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 7484-7496.
- [9] PHAM M, HOANG D B, CHACZKO Z. Congestion-aware and energy-aware virtual network embedding[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2020, 28(1): 210-223.
- [10] ZHANG P Y, WANG C, JIANG C X, et al. Resource management and security scheme of ICPSs and IoT based on VNE algorithm[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(22): 22071-22080.
- [11] JIANG C X, ZHANG P Y. QoS-Aware virtual network embedding[M]. Singapore: Springer, 2021.
- [12] CHEN N, SHEN S G, DUAN Y X, et al. Non-euclidean graph-convolution virtual network embedding for space-air-ground integrated networks[J]. *Drones*, 2023, 7(3): 165.
- [13] CAO H T, SHEN S G, GUO Y A, et al. Resource allocation and orchestration of slicing services in softwarized space-aerial-ground integrated networks[C]//*Proceedings of 2023 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 769-774.
- [14] ZHANG P Y, ZHANG Y, KUMAR N, et al. Deep reinforcement learning algorithm for latency-oriented IIoT resource orchestration[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(8): 7153-7163.
- [15] ZHANG P Y, LI Y J, KUMAR N, et al. Distributed deep reinforcement learning assisted resource allocation algorithm for space-air-ground integrated networks[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2022, 1(1): 1-1.
- [16] ZHANG J W, JI Y F, SONG M, et al. Dynamic virtual network embedding over multilayer optical networks[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2015, 7(9): 918-927.
- [17] CHOWDHURY S R, AYOUBI S, AHMED R, et al. Multi-layer virtual network embedding[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2018, 15(3): 1132-1145.
- [18] ADDAD R A, BAGAA M, TALEB T, et al. Optimization model for cross-domain network slices in 5G networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(5): 1156-1169.
- [19] MARINOVA S, LIN T, BANNAZADEH H, et al. End-to-end network slicing for future wireless in multi-region cloud platforms[J]. *Computer Networks*, 2020, 177: 107298.
- [20] QUANG P T A, BRADAI A, SINGH K D, et al. Multi-domain non-cooperative VNF-FG embedding: a deep reinforcement learning approach[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 886-891.
- [21] ZHANG P Y, WANG C, KUMAR N, et al. Space-air-ground integrated multi-domain network resource orchestration based on virtual network architecture: a DRL method[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(3): 2798-2808.
- [22] WANG G C, ZHOU S, ZHANG S, et al. SFC-based service provisioning for reconfigurable space-air-ground integrated networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(7): 1478-1489.
- [23] NGUYEN H T, VU A V, NGUYEN D L, et al. A generalized resource allocation framework in support of multi-layer virtual network embedding based on SDN[J]. *Computer Networks*, 2015, 92: 251-269.

- [24] LU M L, GU Y, XIE D L. A dynamic and collaborative multi-layer virtual network embedding algorithm in SDN based on reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2020, 17(4): 2305-2317.
- [25] ANDREOLETTI D, VELICHKOVA T, VERTICALE G, et al. A privacy-preserving reinforcement learning algorithm for multi-domain virtual network embedding[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2020, 17(4): 2291-2304.
- [26] ZHANG P Y, CHEN N, LI S B, et al. Multi-domain virtual network embedding algorithm based on horizontal federated learning[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2023, 18: 3363-3375.
- [27] NGUYEN L D, KIM N, KIM S, et al. RT-VNE: a real-time strategy for Virtual Network Embedding towards resource efficiency[C]//*Proceedings of 2017 International Conference on Information Networking (ICOIN)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 185-190.
- [28] RUBIO-LOYOLA J, AGUILAR-FUSTER C, TOSCANO-PU-LIDO G, et al. Enhancing metaheuristic-based online embedding in network virtualization environments[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2018, 15(1): 200-216.
- [29] DEHURY C K, SAHOO P K. DYVINE: fitness-based dynamic virtual network embedding in cloud computing[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(5): 1029-1045.
- [30] ZHANG P Y, WANG C, KUMAR N, et al. Dynamic virtual network embedding algorithm based on graph convolution neural network and reinforcement learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(12): 9389-9398.
- [31] LI J L, SHI W S, WU H Q, et al. Cost-aware dynamic SFC mapping and scheduling in SDN/NFV-enabled space-air-ground- integrated networks for Internet of vehicles[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(8): 5824-5838.
- [32] LI J, LU H C, XUE K P, et al. Temporal netgrid model-based dynamic routing in large-scale small satellite networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 6009-6021.
- [33] MAITY I, VU T X, CHATZINOTAS S, et al. D-ViNE: dynamic virtual network embedding in non-terrestrial networks[C]//*Proceedings of 2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 166-171.
- [34] CHOWDHURY M, RAHMAN M R, BOUTABA R. ViNEYard: virtual network embedding algorithms with coordinated node and link mapping[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2012, 20(1): 206-219.
- [35] YU M L, YI Y, REXFORD J, et al. Rethinking virtual network embedding: substrate support for path splitting and migration [J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2008, 38(2): 17-29.
- [36] CHENG X, SU S, ZHANG Z B, et al. Virtual network embedding through topology-aware node ranking[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(2): 38-47.
- [37] GONG L, WEN Y G, ZHU Z Q, et al. Toward profit-seeking virtual network embedding algorithm via global resource capacity[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-9.
- [38] SONG A, CHEN W N, GU T L, et al. Distributed virtual network embedding system with historical archives and set-based particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 51(2): 927-942.
- [39] LI T X, ZHOU H C, LUO H B, et al. Service function chain in small satellite-based software defined satellite networks[J]. *China Communications*, 2018, 15(3): 157-167.
- [40] HAERI S, TRAJKOVIĆ L. Virtual network embedding via Monte Carlo tree search[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 48(2): 510-521.
- [41] BLENK A, KALMBACH P, ZERWAS J, et al. NeuroViNE: a neural preprocessor for your virtual network embedding algorithm[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 405-413.
- [42] YAO H, CHEN X, LI M, et al. A novel reinforcement learning algorithm for virtual network embedding[J]. *Neurocomputing*, 2018, 284: 1-9.
- [43] HABIBI F, DOLATI M, KHONSARI A, et al. Accelerating virtual network embedding with graph neural networks[C]//*Proceedings of 2020 16th International Conference on Network and Service Management (CNSM)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-9.
- [44] YAN Z X, GE J G, WU Y L, et al. Automatic virtual network embedding: a deep reinforcement learning approach with graph convolutional networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(6): 1040-1057.
- [45] CHEN Q, MENG W X, HE C G. Graph-based resource allocation

for air-ground integrated networks[J]. Mobile Networks and Applications, 2022, 27(2): 492-501.

- [46] ZHOU C H, WU W, HE H L, et al. Deep reinforcement learning for delay-oriented IoT task scheduling in SAGIN[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(2): 911-925.

[作者简介]



方嘉睿 (2001—), 男, 北京理工大学硕士生, 主要研究方向为天地融合网络、智能组网。



张婷婷 (1989—), 女, 北京理工大学预聘助理研究员, 主要研究方向为天地融合网络、软件定义网络、网络功能虚拟化、智能组网。



赵禹博 (1992—), 男, 陆军装甲兵学院士官学校助教, 主要研究方向为未来网络发展体系、网络技术融合。



武楠 (1981—), 男, 北京理工大学教授, 主要研究方向为天地融合网络、未来网络体系架构、智能组网技术。



梁蓓 (1985—), 女, 北京雁栖湖应用数学研究院助理研究员, 主要研究方向为网络安全、可靠传输等。