

基于深度强化学习的卫星互联网路由优化研究

魏琳慧¹, 刘国文¹, 刘雨^{1,2}, 望育梅¹

(1. 北京邮电大学人工智能学院, 北京 100876 ;

2. 鹏城实验室, 广东 深圳 518000)

摘要: 随着卫星通信技术的飞速发展, 卫星互联网成为6G网络实现全球覆盖、全时接入、全场景服务的核心关键技术。卫星网络的高动态性及有限的卫星容量, 导致面临以异构网络管理、动态资源分配为代表的一系列管控挑战。由于机器学习技术在网络设计等方面具有显著优势, 因此提出软件定义的卫星互联网智能化架构。针对卫星互联网的智能路由问题, 利用基于双延迟深度确定性策略梯度的深度强化学习算法, 解决网络的实时路由优化问题。实验结果表明, TD3算法相较于DDPG算法, 平均网络时延降低了19.19%。

关键词: 卫星互联网; 深度强化学习; 软件定义网络; 路由优化

中图分类号: TN 927.2

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2022033

Research on Routing Optimization in Satellite Internet Based on Deep Reinforcement Learning

WEI Linhui¹, LIU Guowen¹, LIU Yu^{1,2}, WANG Yumei¹

1. School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518000, China

Abstract: With the rapid development of satellite communication, the satellite internet is one of the core technologies of 6G network to realize global coverage, full-time access and full scene service. The high dynamics and limited capacity of satellite network lead to a series of management and control challenges such as heterogeneous network management, dynamic resource allocation and so on. Since the machine learning-based technologies have strength in network design, the intelligent architecture of software-defined satellite internet was put forward. In view of the intelligent routing in satellite internet, and leverages the deep reinforcement algorithm based on double delayed deep deterministic policy gradient (TD3) to solve the network routing optimization problem. The experimental results showed that compared with DDPG algorithm, the TD3 algorithm reduced the delay by 19.19%.

Keywords: satellite internet, software-defined networking, deep reinforcement learning, routing optimization

0 引言

随着卫星互联网的蓬勃发展, 构建覆盖全球的卫星互联网是未来网络的发展趋势^[1]。卫星互联网包含空间段、地面段和用户段, 实现了多种网络的融合, 可为用户提供一个无缝的网络条件。在卫星互联网中, 网络状态信息复杂, 节点状态难以获取, 如何实现异构网络之间的灵活控制是重要挑战。软件定义网络 (Software-

Defined Networking, SDN) 技术具有控制平面和数据平面分离的特点^[2], 将SDN技术与卫星互联网结合, 可以在很大程度上改善网络的管控能力。

在基于SDN的卫星互联网的实际部署中, 卫星网络的高度动态特性及存在星间链路拥塞等情况, 导致控制指令下发速度较慢或者无法到达, 严重影响了网络的传输时延^[3]。通过提高网络的实时决策能力, 可以很大程度

收稿日期: 2022-04-01; 修回日期: 2022-07-24

通信作者: 刘雨, liuy@bupt.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No.2019YFB1803103); 北京邮电大学博士生创新基金项目 (No.CX2021113)

Foundation Items: National Key Research and Development Program of China (No.2019YFB1803103), BUPT Excellent Ph.D. Students Foundation (No.CX2021113)

改善网络资源利用率。传统的路由方法以其简单、易部署等特点被广泛应用。传统路由算法如开放最短路径优先 (Open Shortest Path First, OSPF) 是将网络数据转发至最短的传输路径中, 而没有考虑链路传输瓶颈等问题^[4]。面对突发流量, 容易造成链路拥塞。由于卫星互联网的动态特性, 当网络流量迅速增加时, 传输流量的路径并不会保持稳定, 传统路由算法会遭遇瓶颈问题, 且很难实现实时路由决策。因此, 在卫星互联网中研究路由问题仍是一个难点。

近年来, 机器学习为网络路由带来新的机遇。将SDN技术与机器学习结合^[5], 可以实现卫星互联网的集中控制能力并适应其动态特性。利用机器学习进行网络的路由优化, 能够适应大规模网络的动态性, 实时捕获网络状态信息 (时延、丢包率等), 并预测实时路由对网络带来的影响^[6]。强化学习作为机器学习方法的一大分支, 通过智能体与环境不断地交互, 在获取网络状态的实时决策等方面更具备优势^[7]。将深度学习与强化学习结合, 所形成的深度强化学习 (Deep Reinforcement Learning, DRL) 受到了广泛关注。深度强化学习进一步提高了网络的收敛能力。因此, 将深度强化学习应用于卫星互联网的实时路由具有重要意义。

本文主要关注基于深度强化学习的卫星互联网路由方法, 在所构建智能化卫星互联网架构上, 结合SDN技术和双延迟深度确定性策略梯度 (Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient, TD3) 算法, 研究卫星互联网的实时路由优化方法。

1 相关工作

1.1 基于SDN的卫星互联网架构

卫星互联网包含主要空间段、地面段和用户段, 不同网络之间需相互配合, 从而构建一个融合的网络环境。随着太空探测任务的逐步推进, 深空网络也将在未来网络的发展规划中。卫星互联网的框架如图1所示。如何建立一个高效、可控的卫星互联网仍面临着诸多挑战^[8]。国内外对卫星互联网展开了实际的部署工程。SpaceX的Starlink计划将打造低轨宽带卫星互联网巨型星座; 亚马逊的Kuiper计划明确提出用软件定义的系统架构实现高速、低时延的卫星宽带服务。我国十分重视卫星互联网的发展。

目前对卫星互联网架构的研究, 多关注于异构网络融合中的资源分配、通信协议等问题, 为用户提供无处不在的网络覆盖^[9]。参考文献[10]提出的架构只考虑了低地球轨道 (Low Earth Orbit, LEO) 卫星, 实现跨层网络交换中数据分发的性能最优。参考文献[11]提出在卫星互联网中引入智慧标识网络的概念, 提高异构网络的传输

效率和服务的有效性。在面向6G的卫星互联网架构中, 参考文献[12]结合6G网络的发展愿景, 提出在融合不同的系统和无线通信协议的基础上, 构建以用户为中心并服务多场景的网络架构体系。

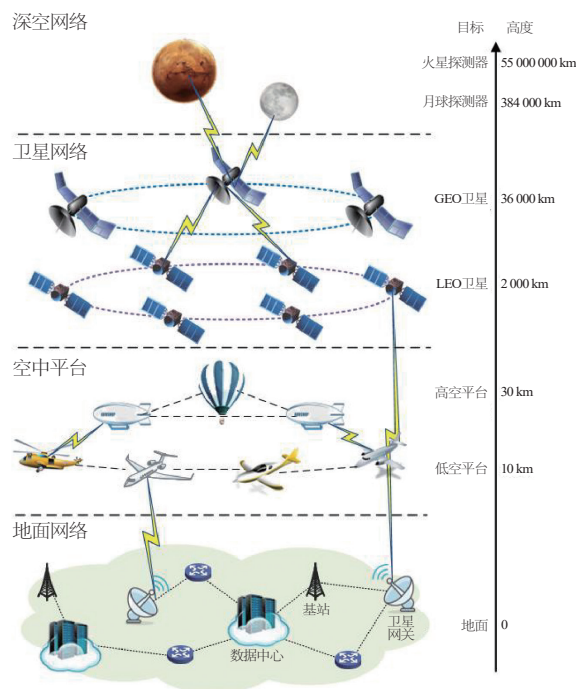


图1 卫星互联网框架

卫星互联网存在异构性, 实现统一的网络管理存在挑战。将SDN技术应用于卫星互联网是当前的研究热点。参考文献[13]结合SDN和边缘计算技术用于融合空间网络和地面网络, 进而构成了融合一体的卫星互联网, 并且在灵活性管理和高质量的网络服务方面具有优势。参考文献[14]设计了分层的软件定义卫星互联网体系架构, 以无缝、高效、经济的方式支持各种车辆服务。基于SDN的卫星互联网架构可以有效监测网络变化, 适合大规模网络资源管理^[15]。

1.2 基于学习的路由优化算法

机器学习与SDN技术结合一直是近些年的研究热点, 机器学习方法可以捕获网络的多维度信息, 很大程度上提高了网络的实时控制能力。在路由优化方面, 基于学习的路由优化算法主要关注端到端时延、丢包率、吞吐量等指标。

2017年, MESTRES等^[16]提出了知识定义网络 (Knowledge Defined Networking, KDN) 的概念, 即在SDN的基础上加上了知识平面 (Knowledge Plane, KP)。

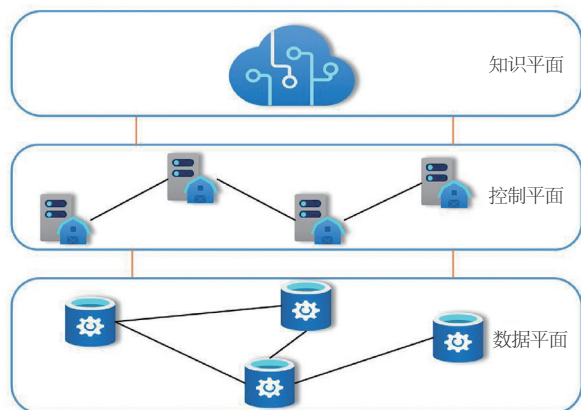


图2 知识定义网络框架

知识平面结合控制平面和数据平面的优势，采用机器学习方法进行网络行为学习与决策，如图2所示。参考文献[17]首次提出将深度强化学习与SDN结合，用于网络的路由优化。参考文献[18]利用网络之间的时空相关性设计了基于强化学习的时空确定性策略梯度代理关系用于网络优化。路由优化算法的作用不仅在于路由选择，还可以对特定场景进行优化。参考文献[19]针对媒体业务的路由优化问题，将网络带宽、时延、丢包率等影响用户体验质量（Quality of Experience, QoE）的指标作为网络的奖励，从而调整网络路由。

在卫星互联网中，利用深度强化学习进行路由优化，实现实时链路状态信息更新及反馈。参考文献[20]在基于机器学习的卫星互联网框架下，运用深度强化学习算法进行路由决策更新。参考文献[21]考虑了以最小化时延为目标的路由优化算法，并将剩余能量和带宽作为限制条件，利用强化学习实现多层网络间的路由功能。参考文献[22]深入研究卫星互联网中的低轨卫星网络，提出了一种区别于传统低轨卫星星座中心模式路由算法的分布式智能路由算法。参考文献[23]研究了低轨卫星网络环境的路由方案，提出了基于人工智能算法实现星地间的路径选择，从而改善链路拥塞并降低链路负载。以深度强化学习为代表的机器学习算法在处理大规模复杂问题时具有良好的性能，能满足低轨卫星网络的高时变性和地面网络的接入随机性等特点，适合用于解决卫星互联网中的路由问题。

2 基于深度强化学习的路由优化算法

2.1 卫星互联网架构的智能化设计

为构建卫星互联网架构，在SDN架构和KDN架构的基础上，本文提出了卫星互联网架构的智能化结构设计思路。该结构主要由4个平面组成，如图3所示。第一

层是数据平面，用于感知来自卫星互联网的设备数据信息；第二层是控制平面，实现多节点、大规模网络数据的集中管理和控制；第三层是智能平面，由神经网络执行相应的路由决策等；第四层是应用平面，包含一系列可能应用的功能场景。

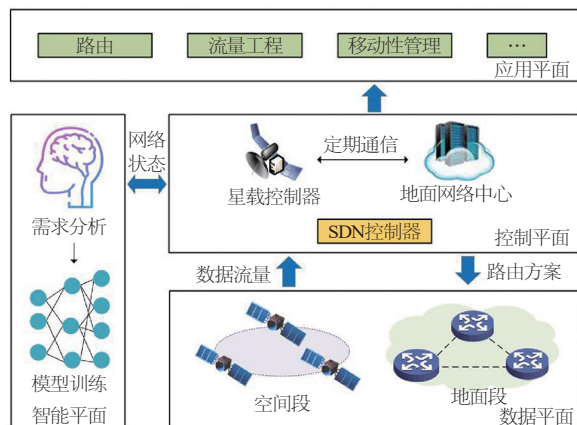


图3 卫星互联网的智能化架构

（1）数据平面。数据平面中的无线感知模块包含多种无线网络接入方法，用于感知卫星互联网中各个终端设备生成的数据。该模块收集大量环境数据，并使用它们预测网络流量。在网关中实现数据的初步计算和处理，在数据接口对数据进行安全监控，以便在融合网络中安全传输所有数据。采集的数据最终通过南向接口传输到架构中的控制平面。

（2）控制平面。控制平面包含部署在地面网络中心和卫星的控制器，实现网络的集中管理和控制。假设网络中的每颗卫星都能够承载控制单元，部署在高轨道卫星上的控制器负责监测空间网络和拓扑发现；部署在部分低轨卫星上的控制器用于集群管理，它们从其他低轨卫星收集信息，并定期与地面网络中心进行信息转发与交换。低轨卫星和卫星网关之间的转发时延是可容忍的，满足与地面网络实时交换信息的需求，从而提高了网络的更新和配置性能。

（3）智能平面。智能平面是整个智能化架构的大脑，负责根据当前的网络状态需求，实时捕获网络信息，并有效地调整网络资源的分配。在该平面中引入机器学习方法，如强化学习等算法，通过与环境的不断交互，分析并计算大规模网络需求，从而提高网络的自适应能力。此外，通过与SDN控制器的交互，实现智能路由、吞吐量控制、负载均衡等功能。

（4）应用平面。应用平面主要为各种应用程序提供定制的程序接口，以确保功能的高效运行。该平面包含

网络管理模块,例如路由、移动性管理和切换管理。这些模块通过控制平面提供的北向接口实现。该功能的逻辑结构使其能够支持多种类型的应用,并提高了同时访问网络的海量数据的能力。此外,它还考虑了定制服务的需求,具有很大的应用前景。

通过设计智能化的卫星互联网架构,满足网络按需定制、弹性部署等功能,结合实际的应用场景并相应地部署人工智能算法,可以有效地提高网络的服务能力。

2.2 基于深度强化学习的路由优化算法

为了实现卫星互联网中的路由优化,设计了基于深度强化学习的路由优化算法。TD3算法作为DRL路由优化算法的一种,可以处理高维的输入和连续状态空间,在处理基于SDN的路由优化算法中具备优势。

TD3算法在采用传统Actor-Critic(演员-评论家)强化学习架构的基础上,增加了一个Critic网络,组成包含一个Actor和两个Critic的强化学习架构,其中Actor网络和Critic网络都分别包含两个子网络(当前网络和目标网络),用于拟合策略函数 π 和 Q 函数,以确保网络的收敛,如图4所示。Actor使用策略梯度方法根据状态拟合策略函数来选择动作,两个Critic则根据当前的状态对Actor做出的动作进行评估,并选取两个Critic网络表示的 Q 值中较小的那一个作为 Q 函数更新的目标,即

$$\text{Target}Q' = \min(\text{Target}Q1', \text{Target}Q2') \quad (1)$$

在TD3算法中,延迟策略更新技巧还会使Actor中神经网络的更新慢于Critic,即Critic中神经网络更新多次后,Actor中的神经网络再进行更新,可以使直接指导动

作的Actor减少一些错误的更新,使学习过程更加准确和稳定。此外,策略平滑技巧还会在目标网络的更新中加入高斯噪声,使参数更新更加平滑,即

$$A' \leftarrow S' + \varepsilon, \varepsilon \sim \text{clip}(\mathcal{N}(0, \tilde{\sigma}), -c, c) \quad (2)$$

其中, S' 代表目标网络中的状态, A' 代表目标网络指导的动作, $\text{clip}(\cdot)$ 为剪裁函数, ε 代表高斯噪声, c 代表剪裁函数的界限。

将TD3算法应用在卫星互联网路由优化问题中,设计了强化学习算法中智能体与网络环境交互必需的3个变量,分别是状态空间、动作空间和奖励值。本文将基于SDN定义的卫星互联网中的流量矩阵(Traffic Matrix, TM)作为深度强化学习智能体的状态,将改变网络中的源端到目的端多条链路的路由流量权重矩阵作为智能体对网络实施的动作。本文将最小化卫星互联网的平均时延作为路由优化算法的优化目标,将平均网络时延的负数定义为强化学习的奖励值。

(1) 状态空间。假设在含有 n 个节点的卫星互联网中,各节点间都存在一定的数据流量,用 t_{ij} 表示节点 i 到节点 j 之间的流量,矩阵 T 代表整个网络的流量矩阵,是卫星互联网在强化学习中的状态空间。

$$\text{state} \leftarrow T = \begin{bmatrix} 0 & t_{12} & \cdots & t_{1n} \\ t_{21} & 0 & \cdots & t_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

(2) 动作空间。若将含有 n 个节点的卫星互联网表示为 $n \times n$ 的矩阵,使用 w_{ij} 表示节点 i 到节点 j 链路的路由流量权重,则可以定义整个网络的流量权重矩阵 W 为智能

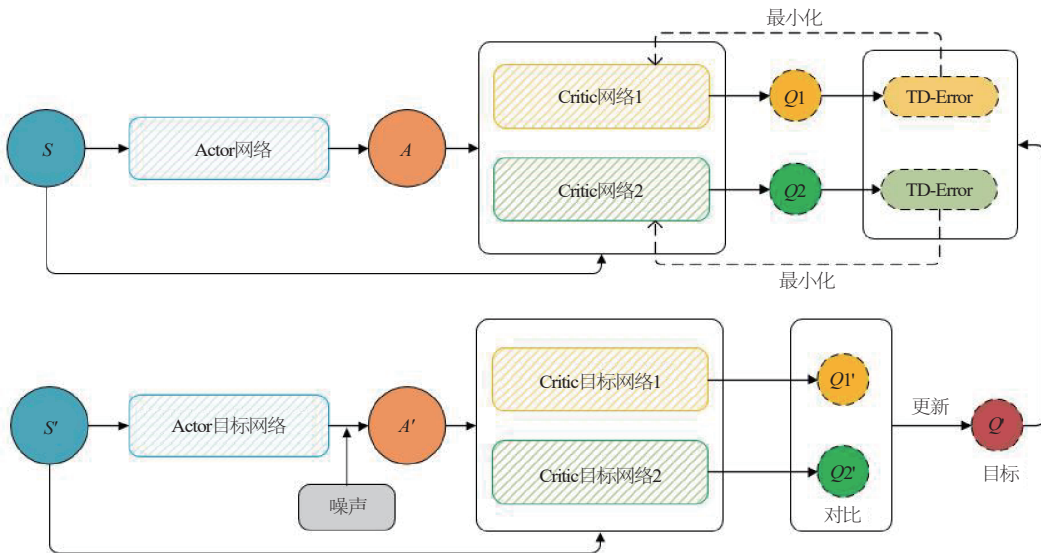


图4 基于TD3的网络路由优化算法

体对网络实施的动作。

$$\text{action} \leftarrow W = \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & 0 & \cdots & w_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

(3) 奖励值。本文将平均时延作为算法的优化目标,即网络的奖励值。假设网络共有 m 条通信线路,第 i 条通信线路的时延为 d_i ,则整个网络平均时延 d 定义为

$$d = (\sum_i^m d_i) / m \quad (5)$$

在深度强化学习中,为符合“时延更小时奖励值越大、时延更大时奖励值越小”的规律,本文将平均时延的负数作为奖励值。通过利用深度强化学习的TD3算法,捕获卫星互联网中的状态、动作、奖励值等信息,有效降低了平均网络时延并提高了智能体学习收敛速度。

3 实验验证

3.1 仿真设置

以下对所提出的路由优化算法进行仿真验证。为模拟卫星互联网拓扑,利用STK软件进行仿真验证。由于基于深度强化学习的路由优化算法性能的优劣与卫星星座的规模相关性较低,当卫星互联网规模增大时,会占用大量的网络资源和深度强化学习算法的训练时间。因此,在卫星网络部分采用低轨道Walker星座(24/3/1),即卫星总数为24颗,轨道数为3个,每个轨道有8颗卫星,相位因子为1,卫星高度为1 400 km,具体参数见表1。地面网络通过两个地面站接入卫星网络,地面站分别位于北京和华盛顿。

为验证本文提出的基于深度学习的路由算法的有效性,在Ubuntu 16.04操作系统上开发了基于Keras和TensorFlow框架的TD3模型,使用OMNeT++建立了仿真环境。星间链路时延为80 ms,丢包率为1.5%。星地链路时延为20 ms,丢包率为0.5%。利用重力模型生成不同流量强度(Traffic Intensity, TI)来模拟真实的网络环境。在实验中采用5种流量强度,分别是25%、50%、75%、100%和125%。每种流量强度生成了100个二维流量矩阵 T ,从而具有不同流量分布的500个流量矩阵用于网络的训练。

3.2 算法性能验证

为验证TD3算法在路由优化中的性能,在模型训练时采用Adam作为优化器,训练了40轮,共计20 000步。由于不同的学习率对于算法性能会造成影响,合适的学习率能使网络更容易达到局部最优。在100个具有相同流量强度(100%)的流量矩阵,实验测试了学习率

表1 卫星网络参数

参数名称	数值
轨道数/个	3
每个轨道的卫星数/颗	8
轨道倾角/°	60
高度/km	1 400

(learning rate, lr)分别为0.01、0.001和0.000 1时的平均时延变化情况,如图5所示。可以看出,当学习率为0.000 1时,网络的平均时延更小。因此,在后续的实验中,将神经网络的学习率设置为0.000 1。

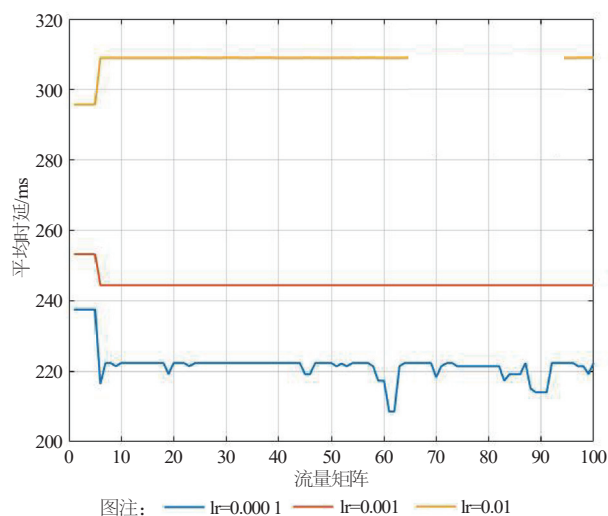


图5 基于TD3的网络路由优化算法

图6展示了在不同流量强度下的平均网络时延,也可以反映所提出算法的收敛性。可以看出,随着训练次数的增加,平均网络时延具有逐步下降趋势。此外,由于不同流量强度代表着网络的复杂性,当流量强度越大时,平均网络时延逐步增加。但由于目前网络的复杂度较高,流量强度的变化对于整体的平均网络时延影响较小。

3.3 与其他算法比较

本小节验证了TD3算法在网络路由优化方面的有效性。DDPG算法作为路由优化方法中表现较好的算法,已被验证其在降低平均网络时延的有效性^[13]。TD3算法属于改进的DDPG算法。

本文将TD3算法与OSPF算法和参考文献[12]中所提出的DDPG算法进行比较,测试了具有不同流量强度分布的网络流量对时延的影响,实验结果如图7所示。从曲线图的走势可以看出,本文所采用的TD3算法在平均网络时延

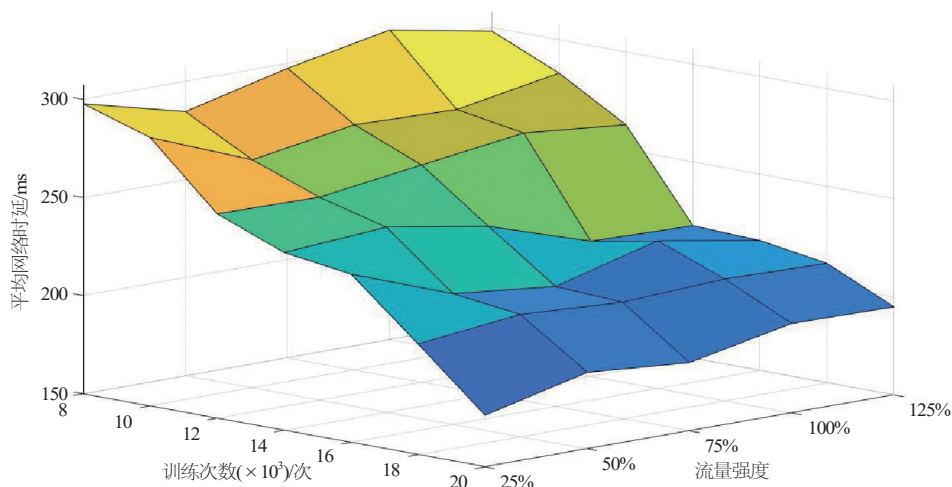
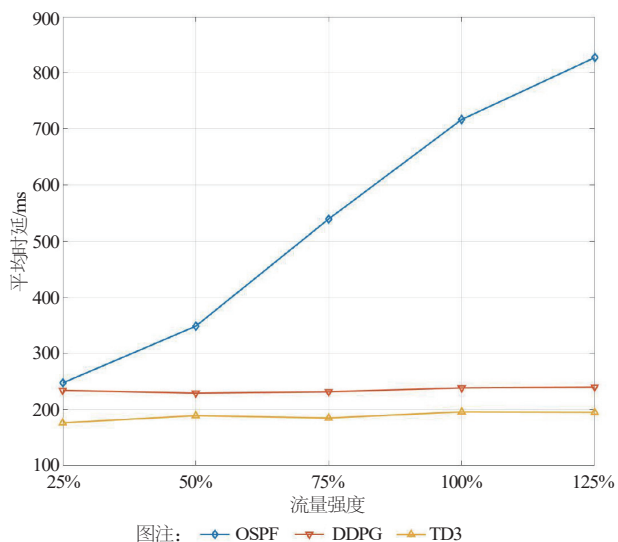


图6 在不同流量强度下的平均网络时延



图注: —◆— OSPF —△— DDPG —△— TD3

图7 不同算法的性能比较

上低于OSPF算法和DDPG算法,且TD3算法相较于DDPG算法平均时延降低了约19.19%。OSPF算法难以适应激增的网络流量,导致链路存在传输瓶颈。此外,流量强度的增加,导致网络负载增加,整体网络的平均时延呈现上升趋势,所提出的TD3算法具有明显的优化效果。但由于网络不稳定且规模较大,当流量强度变化时,智能体在学习过程中并不能完全稳定在良好的性能,导致不同流量强度对于网络时延的影响并不是非常显著。

4 结束语

在未来工作中,将进一步改善算法的鲁棒性,使其更适合大规模动态网络的路由优化问题。

参考文献:

- [1] 吴巍. 卫星互联网发展综述[J]. 天地一体化信息网络, 2020, 1(1): 1-16.
WU W. Survey on the development of space-integrated-ground information network[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(1): 1-16.
- [2] KREUTZ D, RAMOS F M V, VERÍSSIMO P E, et al. Software-defined networking: a comprehensive survey[J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 103(1): 14-76.
- [3] TANG Z, ZHAO B K, YU W R, et al. Software defined satellite networks: benefits and challenges[C]//Proceedings of 2014 IEEE Computers, Communications and IT Applications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2014: 127-132.
- [4] FORTZ B, THORUP M. Internet traffic engineering by optimizing OSPF weights[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No.00CH37064). Piscataway: IEEE Press, 2000: 519-528.
- [5] XIE J F, YU F R, HUANG T, et al. A survey of machine learning techniques applied to software defined networking (SDN): research issues and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(1): 393-430.
- [6] WANG M W, CUI Y, WANG X, et al. Machine learning for networking: workflow, advances and opportunities[J]. IEEE Network, 2018, 32(2): 92-99.
- [7] ARULKUMARAN K, DEISENROTH M P, BRUNDAGE M, et al. Deep reinforcement learning: a brief survey[J]. IEEE Signal

- Processing Magazine, 2017, 34(6): 26-38.
- [8] YAO H P, WANG L Y, WANG X D, et al. The space-terrestrial integrated network: an overview[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(9): 178-185.
- [9] 安建平, 李建国, 于季弘, 等. 空天通信网络关键技术综述[J]. 电子学报, 2022, 50(2): 470-479.
- AN J P, LI J G, YU J H, et al. Key technologies of space-air-ground communication networks: a survey[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(2): 470-479.
- [10] SHI Y P, LIU J J, FADLULLAH Z M, et al. Cross-layer data delivery in satellite-aerial-terrestrial communication[J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 25(3): 138-143.
- [11] YAO S, GUAN J F, YAN Z W, et al. SI-STIN: a smart identifier framework for space and terrestrial integrated network[J]. IEEE Network, 2019, 33(1): 8-14.
- [12] 徐晖, 孙韶辉. 面向6G的天地一体化信息网络架构研究[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(4): 2-9.
- XU H, SUN S H. Research on network architecture for the space-integrated-ground information network in 6G[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 2-9.
- [13] BI Y G, HAN G J, XU S, et al. Software defined space-terrestrial integrated networks: architecture, challenges, and solutions[J]. IEEE Network, 2019, 33(1): 22-28.
- [14] ZHANG N, ZHANG S, YANG P, et al. Software defined space-air-ground integrated vehicular networks: challenges and solutions[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(7): 101-109.
- [15] 杨丹, 刘江, 张然, 等. 基于SDN的卫星通信网络: 现状、机遇与挑战[J]. 天地一体化信息网络, 2020(2): 34-41.
- YANG D, LIU J, ZHANG R, et al. SDN-based satellite networks: progress, opportunities and challenges[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020(2): 34-41.
- [16] MESTRES A, RODRIGUEZ-NATAL A, CARNER J, et al. Knowledge-defined networking[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2017, 47(3): 2-10.
- [17] STAMPA G, ARIAS M, SANCHEZ-CHARLES D, et al. A deep-reinforcement learning approach for software-defined networking routing optimization[EB]. 2017.
- [18] CHEN J, XIAO Z W, XING H L, et al. STDPG: a spatio-temporal deterministic policy gradient agent for dynamic routing in SDN[C]//Proceedings of ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [19] HUANG X H, YUAN T T, QIAO G H, et al. Deep reinforcement learning for multimedia traffic control in software defined networking[J]. IEEE Network, 2018, 32(6): 35-41.
- [20] TU Z, ZHOU H C, LI K, et al. A routing optimization method for software-defined SGIN based on deep reinforcement learning[C]//Proceedings of 2019 IEEE Globecom Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [21] SHI X J, REN P Y, DU Q H. Reinforcement learning routing in space-air-ground integrated networks[C]//Proceedings of 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [22] ZUO P L, WANG C, YAO Z, et al. An intelligent routing algorithm for LEO satellites based on deep reinforcement learning[C]//Proceedings of 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [23] 李新桐, 张亚生. 一种适用于低轨卫星的SDN网络人工智能路由方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(22): 109-114.
- LI X T, ZHANG Y S. Artificial intelligence routing method for SDN network suitable for LEO satellites[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(22): 109-114.

[作者简介]



魏琳慧 (1997-), 女, 北京邮电大学人工智能学院博士生, 主要研究方向为卫星互联网、软件定义网络、多媒体传输技术等。



刘国文 (1998-), 男, 北京邮电大学人工智能学院硕士生, 主要研究方向为卫星互联网、机器学习在低轨卫星网络中的应用等。



刘雨 (1978-), 女, 北京邮电大学人工智能学院副教授, 博士生导师, 鹏城实验室网络与通信研究中心副教授, 主要研究方向为卫星互联网、图像处理、分布式源编码等。



望育梅 (1974-), 女, 北京邮电大学人工智能学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为卫星互联网、多媒体信号处理、无线多媒体传输和分布式视频编码等。