

智能化卫星互联网运维与管理：现状与机遇

唐斯琪, 潘志松, 胡谷雨, 吴 炆, 李云波

(中国人民解放军陆军工程大学指挥控制工程学院, 江苏 南京 210007)

摘要：在多层异构的卫星互联网中，时变的网络拓扑、动态的链路质量、不稳定的卫星节点、海量涌现的高维数据给网络的运维与管理带来巨大挑战。人工智能技术由于具备从海量历史数据中学习或从与动态环境的交互反馈中学习的能力，被认为是应对上述挑战的有效方案。在网络资源管理、业务流量管理和网络状态管理3个方面重点调研人工智能技术在卫星网络运维与管理领域的研究现状，在此基础上深入分析现有方法存在的不足，并讨论未来值得关注的研究方向。

关键词：卫星互联网；人工智能；网络运维与管理；资源分配；异常检测

中图分类号：TP393

文献标识码：A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2021046

Intelligent Satellite Internet Maintenance and Management: Progress and Opportunities

TANG Siqu, PAN Zhisong, HU Guyu, WU Yang, LI Yunbo

School of Command and Control Engineering, PLA Army Engineering University, Nanjing 210007, China

Abstract: In multi-layer heterogeneous satellite internet, the time-varying topology, dynamic channel quality, unstable satellites and emerging high-dimensional data present daunting challenges to its maintenance and management system. Thanks to its ability to learn from massive historical data or interaction with dynamic environment, artificial intelligence has been considered to be a promising solution to meet the aforementioned challenge. In this paper, we reviewed the research status of intelligent satellite internet maintenance and management technology on the following three aspects, network resource management, traffic flow management and network state management. Based on the above introduction, we further discussed the limitation of existing research and discussed promising future research direction of this field as well.

Keywords: satellite internet, artificial intelligence, network maintenance and management, resource allocation, anomaly detection

1 引言

卫星互联网具备全球无缝覆盖优势^[1]，已被我国列入新基建范围。卫星互联网的运维与管理负责对其运行过程进行监测、调整和控制，是对全局资源和网络运行状况统一管理核心，直接决定了卫星互联网能否稳健运行并满足用户业务需求。传统的卫星互联网运维系统大多基于规则、统计或建模优化，这些方法通常建立在专家知识或对网络环境的精确建模之上，其在卫星互联网中将遭遇以下挑战。

(1) 模型复杂异构：空天地一体化网络已成卫星互联网发展趋势，网络结构日趋复杂，卫星与用户终端日益庞大，业务需求从移动通信服务拓展为宽带互联网、物联网服务，给网络的确定性建模带来挑战。

(2) 环境动态时变：高速运动的多层天基平台、复杂的空间频率干扰和降雨等时变的天气因素导致链路性能动态变化，卫星的大规模小型化趋势导致其故障概率增加，不确定性因素的增加导致运维人员定位故障的工作量成指数增长。同时卫星故障和信道质量变化导致有

收稿日期：2021-09-09；修回日期：2021-11-05

基金项目：国家自然科学基金资助项目（No. 62076251）

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No. 62076251)

限的网络资源动态变化,而传统方法难以高效调整资源分配方案,导致资源利用率低,无法确保业务所需网络性能^[2]。

(3) 数据海量高维:知识和经验驱动的传统运维方法难以利用海量涌现的运维数据中隐含的信息。

为此,研究人员引入人工智能方法,不依赖领域知识和对环境的确定性建模,而是通过对海量数据的学习,优化资源配置,管理业务流量,发现设备故障、恶意攻击等异常问题,以保障网络服务质量。

2 智能卫星互联网运维与管理应用

本节主要介绍智能技术在卫星互联网运维与管理各个领域中的研究进展。卫星互联网运维与管理系统收集来自传感器、卫星测控站、运维系统日志和业务流量数据监测系统的各类数据,进行资源管理、业务流量管理和网络状态管理等应用,其整体架构如图1所示。

卫星网管作为一个卫星通信资源管理控制系统,对全网的卫星波束、信道资源、卫星功率资源、地球站配置资源、用户频段资源等进行控制。卫星互联网的资源管理应用面临的主要难点可归纳为以下几点。

(1) 动态性:卫星的运动导致拓扑和信道质量的动态变化;卫星所具有的资源 and 传输能力时变;突发事件,例如自然灾害导致对资源的需求动态变化。

(2) 复杂性:空间频率自扰和互扰问题十分严重,应用业务组织关系复杂。

(3) 异构性:地面设备组成日益庞大多样,异构的卫星节点能力和所具有的资源差异大。

上述资源管理中面临的动态性、复杂性和异构性挑战导致传统静态固定式的资源分配方法难以进行高效的管理,迫切需要高效、实时的资源动态管理技术。

卫星互联网需要为用户业务提供公平稳定的服务,因此运维与管理系统需要对业务流量进行管理,具体包括预测流量趋势,并在拥塞控制协议的基础上,通过对流量的预测与优化调度,智能感知并预防网络的拥塞。

同时,作为一个系统的运行状态管理系统,卫星网管需要保障网络稳定运行,及时检测到网络攻击、网络故障,评估网络运行状态,优化组网。在未来卫星互联网中,大规模小卫星的星上处理能力有限,难以自主进行故障感知、入侵检测,因此需要网络运维系统通过收集的测控数据检测故障和安全隐患。其难点主要在于刻画异常数据分布,特别是未知的、动态变化的异常数据。此外,需要通过对运维指标的定量分析实现卫星互联网系统运行状态的科学评估、精确定量和智能管控。另外如何将专家基于经验的判断量化,与数据驱动方法的优势相结合,也是难点之一。

卫星互联网运维与管理领域中各应用的难点、目标

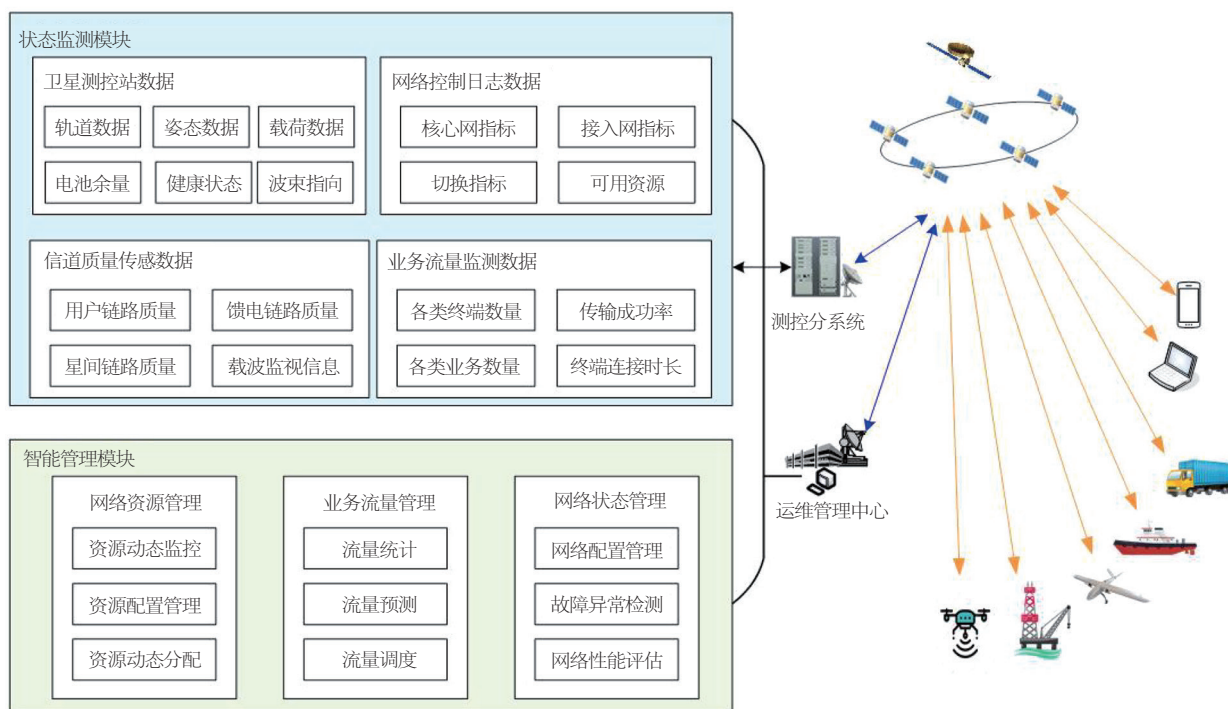


图1 智能网络运维管理系统整体架构

和可以采用的智能方法归纳见表1。表2归纳了在卫星互联网运维与管理领域常用的人工智能方法，并介绍了各方法优势以及适用的运维问题。

3 智能卫星互联网运维与管理技术研究现状

3.1 网络资源管理

卫星互联网中存在功率、频谱、时隙、波束、存储和计算能力等多维资源，运维与管理系统需根据现有资源和用户业务需求，对多维资源协同调度。传统资源分配方法大多通过建模求解得到固定式资源分配方案，其前提是网络环境稳定并且易于建模。对于卫星互联网，一方面随着卫星互联网结构日趋复杂，确定性建模难度增加；另一方面，此类方法的资源分配方案滞后于网络环境和业务需求的变化，降低了系统资源利用效率。综上所述，根据难以建模的动态复杂网络环境进行资源分配决策是卫星互联网管理领域面临的难题之一。

强化学习（Reinforcement Learning, RL）是一类适合解决序列决策问题的人工智能方法，其中无模型的

RL方法，例如Q学习和深度Q网络（Deep Q Network, DQN），不需要已知环境模型细节，而是通过与动态环境的交互反馈学习到较优策略，因此成为卫星互联网资源分配领域的研究热点。参考文献[3]首次采用DQN替代传统建模优化机制进行卫星互联网资源分配，其提出了一种多波束GEO卫星动态信道分配方法，将信道分配建模为马尔可夫决策过程，由卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）构成Q值网络为新产生的用户呼叫分配信道，有效提高了系统呼通率。考虑到多波束GEO卫星各个波束传输需求不均衡且动态变化，参考文献[4]提出一种基于多智能体深度强化学习的波束间频谱资源分配算法，将每个波束视为决策智能体感知本波束的传输需求，并通过各智能体的协作实现频谱协同分配。参考文献[5]将DQN方法应用于多波束卫星的跳波束问题，采用CNN感知各波束动态业务流量和信道质量并决定各时间片点亮的波束集合，有效降低了平均传输时延。

参考文献[6–8]利用RL对卫星互联网中的多维资源进行联合分配。针对星地一体化场景中的通信、缓存和计算资源联合分配问题，参考文献[6]提出利用DQN感知环

表1 卫星互联网运维与管理领域中各应用的难点、目标和可以采用的智能方法

领域	问题	问题难点	问题目标	原有方法	原有方法不足	智能方法
资源管理	资源分配	复杂动态的资源状况和业务需求	提高资源利用率，提高网络性能指标	建模并优化求解	复杂系统难以精确建模	DQN ^[3,5-8] ，分布式强化学习 ^[4]
业务流量管理	流量预测	卫星互联网流量突发性、不稳定性	提高预测准确性	基于统计的时序模型	输入为单一维度，无法感知高维的网络上下文特征信息	LSTM ^[10] ，GRU ^[11] ，GCN-GRU ^[12]
	流量调度	卫星互联网规模大、节点多、链路波动大	避免拥塞，降低平均时延	基于经验归纳调度规则	大规模网络使运维人员难以归纳调度规则	DQN ^[13] ，分布式强化学习 ^[14]
网络状态管理	异常检测	各类传感器数据维度高，异常可能在多点发生，周期性波动指标异常难以检测	提高检测准确率，降低虚警率、漏警率	基于经验设定正常范围	难以发现周期性波动指标异常，对指标逐一设定正常区间工作量大	聚类 ^[15] ，LSTM ^[16-17] ，GAN ^[18]
	网络评估	高维指标的选择、权重的确定	客观准确，减轻前期指标分析工作	基于经验确定指标权重	依赖专家经验，难以保障客观性，且权重无法调整	BP神经网络 ^[19-20]
	组网规划	大规模地球站和卫星平台节点	提高网络资源利用率	基于经验组网	资源利用率低	社团发现 ^[21-22]

表2 卫星互联网运维与管理领域常用的人工智能方法

方法名称	优势	适合的卫星互联网运维与管理问题
卷积神经网络	感知二维空间数据	资源分配等需考虑用户空间分布的问题 ^[3,5,17]
循环神经网络	感知时序数据	预测问题，如用户流量预测 ^[10-12] 、信道质量预测、异常预测 ^[16-17]
图神经网络	感知图关系	学习卫星间拓扑关系 ^[12] ，用户间、卫星与用户间的图关系
支持向量机	模型复杂度低	对计算效率要求高的场景，如核心网数据流异常检测
自编码器	高维数据降维	网络运维数据的高维特征降维；网络运行状态异常检测
生成式神经网络	生成模型，可应对小样本数据问题	解决数据样本不足或系统启动阶段尚未积累足够数据难点，也可以利用GAN生成同分布的数据，或用鉴别器检测异常 ^[18]
Q学习 深度Q网络	解决无模型环境中的序列决策问题	动态网络环境中序列决策问题，如资源分配 ^[3-8] 、流量调度 ^[13-14]
多智能体强化学习	各智能体独立决策	大规模网络中节点分布式控制资源分配 ^[4,14] 、流量调度
迁移学习	所需训练样本少	网络有标签训练数据不足的问题

境中的各个低轨卫星通信夹角、信道质量、缓存状态和现有计算资源等信息,对接入卫星选择、当前内容是否缓存和计算任务卸载位置进行联合决策。参考文献[7]采用风险敏感的DQN方法,解决空天地一体化物联网场景中的任务卸载这一通信和计算资源的联合分配问题,将平均处理时延降低了35%。NASA^[8]在实践中测试了基于DQN的链路传输比特率、调制方案、传输功率等链路资源参数联合配置方法,利用智能算法配置了从位于国际空间站的测试台到地面站的空间链路参数,其研究证明了智能资源配置方法在构建深空通信系统中的可行性和广阔前景。

上述基于RL的卫星互联网资源分配方法成功的原因可归纳为以下3点:

- (1) RL方法关注长期而非当前时刻的决策受益,适合在较长运行周期内连续分配资源的卫星互联网;
- (2) RL基于与环境的交互反馈而非确定性建模优化策略,因此规避了传统方法的建模误差;
- (3) RL方法可以结合深度神经网络,对动态变化的网络环境和业务需求感知能力强。

3.2 业务流量管理

卫星互联网中,各类业务流量处于动态变化中。传统的卫星互联网管理机制对用户流量的管理局限于拥塞控制,存在滞后性,且事后恢复机制会造成网络资源的浪费和用户体验的下降。例如设备检测到流量超标报警或用户检测到网络拥塞时,网络已经过载并需较长恢复时间。而数据驱动的人工智能方法则能基于历史数据预测各类业务流量趋势并预警,事前动态调度流量,从而避免了网络性能恶化,使网络更加敏捷稳健。

3.2.1 流量预测

准确高效预测各类业务流量是进行流量调度的前提。星座中各卫星覆盖区域的流量受以下两个因素影响:一是星座拓扑的周期性变化;二是用户请求在时空分布上的变化。上述两个因素都具时空规律,因而具备流量预测可行性。传统的卫星互联网流量预测大多采用小波变换、ARMA^[9]或ARIMA等统计学方法,无法处理高维特征,其准确性的提高受限于人工选择整合特征的合理性。以GRU、长短时记忆神经网络(LSTM)为代表的循环神经网络方法则在学习高维数据的时序规律方面更具优势,有助于提高预测准确性。

有些参考文献针对卫星互联网流量的特点改进了循环神经网络,进行流量预测。潘成胜等^[10]指出与地面网络相比,卫星互联网流量预测具有以下难点:一是网络环境动态性强,卫星切换等原因易造成流量数据中断点;二是

网络流量波动幅度大,突发性强。因此,采用预测值进行预处理填补中断点数据,并采用Dropout机制降低了LSTM神经网络的噪声与过拟合,在仿真实验中将预测准确性提升了59%。参考文献[11]采用粒子滤波改进GRU神经网络的训练机制,从而降低了星上在线训练的计算复杂度,并引入迁移学习解决星上数据不足的问题。

参考文献[12]进一步指出各卫星业务流量变化不仅具有自身的时间相关性,也与星座中其他卫星的流量具有空间相关性,因此构建GCN-GRU神经网络,在GRU模块学习每一颗卫星流量的时间序列规律的基础上,采用图神经网络(GCN)模块学习卫星拓扑关系从而提取空间信息,有效降低了预测误差。

3.2.2 流量调度

在流量预测的基础上,流量调度是指在复杂动态的网络环境中,依据各业务流特点及当前网络状态决定其传输路径,其本质为决策问题。传统方法解决此问题需要运维人员根据经验归纳调度规则,灵活性差,且随着网络规模的扩大,运维人员归纳调度规则将愈发复杂艰难。针对此问题,有些参考文献采用DQN方法进行流量调度。参考文献[13]指出在天地海一体化网络中节点类型复杂,且需考虑能耗、船舶节点缓存能力等时变因素,因此提出用RL机制训练Q值网络感知动态的信道、缓存和能耗信息并决定数据流是否卸载到船舶节点进行中继,有效提高了各项网络性能指标。考虑到大规模节点卫星互联网难以集中式控制,参考文献[14]提出一种混合式的卫星互联网流量控制的方法,通过多智能体Actor-Critic机制实现集中训练与分布式的决策,对流量在各个输出链路之间的分配进行决策,使大规模LEO网络中链路负载更加均衡。

3.3 网络状态管理

随着网络规模日益庞大,如何通过实时监控的网络状态信息判断故障、评估网络运行状态并优化组网架构,是运维与管理系统的核心功能之一。目前实际的卫星系统中上述功能大多采用计算机辅助的人力进行,在单层的移动通信卫星互联网中,由于其故障可能发生的位置和网络KPI相对有限,此种机制尚可满足需求。随着卫星互联网中链路、卫星节点成倍增加,故障位置和KPI成指数增长,因此,基于经验的故障诊断、性能评估和组网配置将导致所需的工作量迅速超过运维人员的承受范围。

3.3.1 异常与故障检测

作为一个复杂系统,卫星互联网中异常检测问题可按照图2所示的标准分类。



图2 卫星互联网中异常检测问题分类

传统方法多为经验和知识驱动，根据运维人员的经验设置固定的报警阈值来判断异常数据，在处理高维数据或非平稳类型的运维数据过程中存在高误报率和漏报率的问题。

数据驱动方法是通过各种人工智能算法从海量历史数据中通过学习知识来构建的。其主要优点在于不需要太多的专家或领域知识，因为模型将自动学习并从数据中提取知识和数据分布。

基于聚类的方法通过数据挖掘将正常和异常数据根据其数据分布的差异分开。参考文献[15]采用概率聚类和降维以应对卫星运维数据中存在的高维、多模态、异构、有数据缺失和错误等难点，并在真实卫星运维数据实验中对虚警概率、在线化、时序化问题进行了讨论。

基于预测差值的方法适合处理传感器或测控分系统收集的周期性波动时序数据，例如卫星太阳能板温度、功率等。此类方法首先利用LSTM等时间序列模型得到预测数据，随后评估预测值和实际值的差值来实现异常检测，其准确度的核心在于预测模型的效果和误差阈值的合理性。参考文献[16]提出了一种基于双向LSTM和动态阈值的遥测数据异常检测方法，相比RNN和LSTM模型大幅提高了准确性。参考文献[17]指出各指标异常之间存在相关性，因此提出了一种混合概率主成分分析的多元卷积LSTM检测方法。在LSTM模型基础上，使用CNN学习上下文相关信息，在2 200万个真实卫星遥测数据集的实验上将精度提高了35.8%。

基于生成差值的方法整体流程与基于预测误差的方法类似，区别在于采用生成式方法而非时序预测方法来度量正常运维数据分布于实际值之间的差值。张克明等^[18]提出了一种基于生成式神经网络（GAN）的航天数据异常检测方法。GAN中的鉴别器可有效识别未知数据与已有

数据整体分布之间的差距，从而鉴别出异常数据点。

3.3.2 网络性能评估

卫星互联网评估的研究工作主要集中于以下两个方面：一是卫星互联网评估指标体系的设计，二是卫星互联网评估方法的研究。针对卫星互联网评估方法，传统方法以层次分析法为主流，其效果依赖于专家对系统的充分准确了解，不适合复杂异构的未来卫星互联网性能评估问题。董彦磊等^[19]和参考文献[20]都指出神经网络应用于卫星互联网性能评估问题中可有效减少评估人员工作量，并使评估模型更加灵活准确。总体而言，人工智能方法在网络性能评估领域的研究尚处于起步阶段。

3.3.3 组网规划

卫星互联网的日趋庞大，终端节点的日益增加，对优化组网规划方案提出了挑战。传统的自动组网方法往往采用最近接入、最优信道质量接入等人工指定的简单规则，决定将哪些地球站接入同一卫星所对应的网络，资源利用率不高。针对此问题，参考文献[21-22]提出采用社团发现方法进行多层卫星互联网中地球站组网。参考文献[22]通过社团发现方法挖掘地球站间流量中隐含的社团关系，使处于互相通信量多的地球站接入同一卫星互联网，有效降低平均传输时延，并提高资源效率。

3.4 小结

人工智能技术在卫星互联网运维和管理领域各问题中的研究热度趋势如图3所示。异常检测和流量预测问题中的智能方法研究热度平稳上升；资源分配领域是目前的研究热点，大多采用强化学习方法。随着SDN技术在卫星互联网中的应用，流量调度问题将得到更多关注，而网络评估和组网领域的智能方法研究尚处于起步阶段。

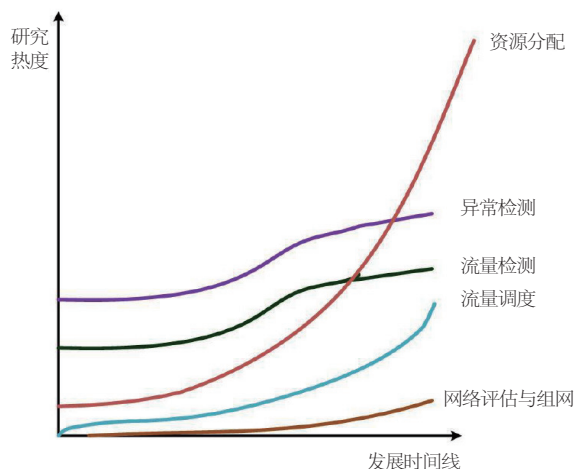


图3 人工智能技术在卫星网络运维和管理领域各问题中的研究热度趋势

在利用人工智能方法解决卫星互联网运维和管理领域的问题时，往往需要思考以下几点。

- (1) 问题的难点是什么？目标是什么？此问题的数据有何特点？
- (2) 原有方法的机制是什么，存在什么不足？
- (3) 原有方法的不足如何应用人工智能方法解决？
- (4) 人工智能方法具有何代价？此代价是否是问题可以承受的？

4 现有智能卫星互联网运维与管理技术的不足

本节在网络资源管理、业务流量管理和网络状态管理3个方面总结现有智能卫星互联网运维与管理方法存在的不足。

4.1 网络资源管理

4.1.1 高维资源联合分配难题

随着卫星能力的提高，在传统时隙、信道、功率资源的基础上，天基信息网络还需对存储和计算资源进行分配，甚至更进一步对通信、导航、遥感和侦察等任务进行协同调度，因此面临的资源维度必将逐步增加。智能资源管理方法大多基于DRL，在经典DRL方法中，随着动作空间维度的增加，方法收敛愈加困难。因此基于DRL的智能资源分配方法应用于解决未来高维卫星资源联合分配问题时，需要解决高维动作空间保证收敛的难题。

4.1.2 控制机制

现有卫星互联网资源管理方法大多采用集中式的管理机制，而在未来大规模卫星节点的多层天基信息网络

中，集中式控制带来的通信开销和时延，会严重影响网络资源的实时分配和通信效率。

4.2 业务流量管理

4.2.1 缺乏真实流量数据

数据被比喻为智能算法的石油，高质量的真实流量数据是卫星互联网流量管理智能化的关键。目前卫星互联网领域仅有少数流量异常检测数据集，现有的研究大多基于非公开数据，甚至仿真数据。其一方面无法公平评测各智能方法的应用效果；另一方面无法保障方法在真实场景中的可用性。卫星业务流量管理领域“缺数据”问题的原因主要在于，对于具备各类数据的卫星互联网运营商，公布真实数据集不仅需要收集、清洗和标注，更存在用户隐私保障、公司竞争等问题。

4.2.2 流量预测仅挖掘时序性而忽略其他隐含关系

现有的流量预测方法大多基于单颗GEO卫星场景，因此仅关注了流量数据的时序特性，而较少考虑大规模卫星星座中各个卫星流量间的空间关系，以及星座动态卫星拓扑中所隐含的图关系。

4.2.3 流量调度方法的计算开销问题

基于深度学习的智能流量调度方法需要部署在卫星平台。虽然可以在地面的GPU服务器进行训练后，将模型加载到星上平台，以降低对星上平台计算能力、显存和内存的要求，但算法运行依旧需要卫星提供计算能力以加载深度学习模型。现有方法大多仅关注流量优化调度效果，而忽略了算法计算开销，并没有基于实际部署需求评估或权衡优化效果和计算代价，也没有针对星上计算资源稀缺这一实际情况进行算法简化。

4.3 网络状态管理

4.3.1 智能方法存在可解释性与安全性问题

基于AI的异常与故障检测方法的发展趋势是深度学习方法，但其作为一种数据驱动的神经网络方法存在“黑盒”问题，即可解释性差，从输入到输出通过学习到的神经网络权重映射得到，用户无法完全知晓其每次决策的机理和过程。对于异常与故障检测等关系卫星互联网健康运行的关键应用，用户不知道智能方法对某指标样本的判断依据，也不知道神经网络对其特征能较好识别还是仅仅模棱两可地给出一个输出结果，因此难以决定对于哪些样本应当充分信任神经网络，而对哪些复杂样本需要进行人工复审。

由于具有上述“黑盒问题”，对抗样本攻击作为一种新兴的智能算法攻击手段，能够有针对性地误导神经网络使其做出错误判断。此类攻击造成的系统故障容易

被运维人员认为是神经网络自身准确性不足造成的，而难以发现系统受到了攻击并及时采取补救措施。更严重的是，由于卫星信道是开放链路，这类新型对抗样本攻击较容易实施，给卫星系统带来安全威胁。

4.3.2 忽略标注数据不足问题

卫星互联网的故障诊断、异常检测和网络性能评估应用面临标注数据样本不足的问题。卫星互联网领域的数据需要有经验的运维工程师或领域专家进行标注，标注门槛和成本高。经典的智能方法依赖于大量有标签的训练样本提高准确性，因此有标签的训练数据不足会导致智能方法在故障诊断、异常检测和网络性能评估应用中准确性下降。

4.3.3 对网络状态动态变化考虑较少

由于卫星互联网的动态性，在其较长的运行周期内运维数据具有概念漂移问题，即数据分布变化，导致算法的准确性大幅下降。现有智能网络状态评估方法未能考虑实际部署应用过程中对模型的及时调整和更新。现有的组网规划方法大多进行静态的网络接入选择，而忽略了网络拓扑、业务流量动态变化的问题，尚无法进行动态网络组网，也无法针对突发情况，例如应急救援等进行组网调整。

5 未来研究方向

本节概括讨论了卫星互联网的智能运维与管理技术在各应用领域的未来研究方向，希望能给工程师和研究人员带来思路。

5.1 网络资源管理

5.1.1 提高高维动作空间的收敛效果

通过分层强化学习思路，结合领域专家知识，将动作空间拆分为多步动作，从而提高DRL方法面对高维资源联合分配问题的收敛稳定性。

5.1.2 关注分布式强化学习、混合架构的人工智能方法

由于卫星互联网具有多层异构、网络节点规模大的特点，因此应当关注联邦学习、多智能体强化学习等分布式训练机制，在边缘节点进行数据收集与模型训练，从而避免传输训练数据带来的大量带宽消耗；同时也可以为用户提供数据隐私保障，且可使新部署的卫星利用已有模型尽快微调收敛，正常工作。

5.2 业务流量管理

5.2.1 高效利用真实卫星数据

针对真实数据不足的问题，可以利用生成式神经网络生成同分布的数据，以对真实数据进行补充。

5.2.2 加强卫星星座流量数据的时空关系挖掘

对具有动态图关系的各卫星和用户节点深入挖掘时空规律的可行研究思路之一，是图神经网络及其重要分支时间图神经网络，可以对具有拓扑图关系的卫星星座流量数据进行分析。

5.2.3 对星上部署的智能流量调度模型进行压缩

智能流量调度方法需要部署上星，针对卫星互联网中节点计算能力有限的问题，可以采用模型轻量化方法对神经网络进行压缩、量化，不仅可有效降低其部署和运行对卫星平台计算资源的需求门槛，而且有助于提高时间效率。

5.3 网络状态管理

5.3.1 与已有领域知识、经验结合，加强智能卫星运维与管理方法可解释性与安全性

提高可解释性与安全性的可行思路有以下几种。

(1) 在卫星互联网运维领域经过多年探索已积累了很多经实践检验证实有效的人工规则和专家知识。利用专家知识构建知识图谱，通过基于知识图谱的推理结合数据驱动方法，可提高智能运维技术的可解释性。

(2) 利用神经网络的Attention机制，使运维人员观察到其对每个样本决策过程中的关注重点，从而提高神经网络模型的可解释性。

(3) 为提高系统安全性，可以对对抗样本这一新型攻击手段的检测和反制方法进行研究，同时结合通信各层信息安全机制，如身份认证、密钥和加密等手段。

5.3.2 高效利用标注数据

针对标注数据不足导致智能故障、异常检测方法准确率不足的问题，以下两种解决思路值得关注。

(1) 采用迁移学习或多任务学习机制。充分利用其他类似问题、类似场景的标注数据进行模型预训练，然后再利用少量本场景（任务）的标注数据进行目标域迁移，从而得到实际可用的模型。

(2) 采用无监督、半监督学习方法，充分挖掘无标注数据中蕴含的规律。

5.3.3 利用在线学习机制动态更新模型

针对网络性能评估、异常和故障检测应用中存在的数据分布发生变化，导致智能方法过时的问题，可以采用在线学习框架，根据在线到达的数据增量式调整模型，使运维模型不断动态调整并适应最新的数据分布。

6 结束语

将人工智能引入卫星互联网运维与管理领域，借助其数据感知和学习更新能力，能有效提高卫星互联网资

源利用效率、网络稳健性和业务支持能力。这是应对卫星互联网进一步发展对卫星运维与管理技术所面临挑战的有效手段。本文首先回顾了人工智能在卫星互联网运维与管理的网络资源管理、业务流量管理和网络状态管理领域的研究进展。其次,讨论了现有智能运维与管理方法在可解释性、数据和实际部署方面存在的不足,并进一步指出未来值得关注的研究方向。智能技术在卫星互联网运维与管理领域的发展方兴未艾,是今后卫星互联网领域一个新的研究热点。智能化最终能在现有架构的卫星互联网运维与管理领域渗透到何种程度,是否能实现智能自主环境感知并决策的闭环愿景,从而带来卫星互联网运维与管理领域的根本性变革,还有待运维工程师与研究人员的共同努力。

参考文献:

- [1] 吴巍.天地一体化信息网络发展综述[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): 1-16.
- [2] 周笛,盛敏,郝琪,等.巨型星座系统的网络运维与资源管控技术[J].天地一体化信息网络,2020,1(1):26-35.
ZHOU D, SHENG M, HAO Q, et al. Network operation, maintenance and resource management in mega constellation System Full text replacement[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(1): 26-35.
- [3] LIU S J, HU X, WANG W D. Deep reinforcement learning based dynamic channel allocation algorithm in multi-beam satellite systems[J]. IEEE Access, 2018, 6: 15733-15742.
- [4] HU X, LIAO X L, LIU Z J, et al. Multi-agent deep reinforcement learning-based flexible satellite payload for mobile terminals[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 9849-9865.
- [5] HU X, LIU S J, WANG Y P, et al. Deep reinforcement learning-based beam Hopping algorithm in multibeam satellite systems[J]. IET Communications, 2019, 13(16): 2485-2491.
- [6] QIU C, YAO H P, YU F R, et al. Deep Q-learning aided networking, caching, and computing resources allocation in software-defined satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 5871-5883.
- [7] 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.
- [8] FERREIRA P V R, PAFFENROTH R, WYGLINSKI A M, et al. Reinforcement learning for satellite communications: from LEO to deep space operations[J]. IEEE Communications Magazine, 2019, 57(5): 70-75.
- [9] 魏伍,张更新,吕晶,等.一种用于卫星互联网的业务预测方法[J].通信技术,2015,48(11):1285-1289.
WEI W, ZHANG G X, LYU J, et al. Traffic prediction method for satellite network[J]. Communications Technology, 2015, 48(11): 1285-1289.
- [10] 潘成胜,王羽夫,杨力.基于改进LSTM算法的天地一体化信息网络流量预测[J].天地一体化信息网络,2020,1(2):57-65.
PAN C S, WANG Y F, YANG L. Traffic prediction of space-integrated-ground information network based on improved LSTM algorithm[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(2): 57-65.
- [11] LI N, HU L, DENG Z L, et al. Research on GRU neural network satellite traffic prediction based on transfer learning[J]. Wireless Personal Communications, 2021, 118(1): 815-827.
- [12] YANG L, GU X X, SHI H F. A novel satellite network traffic prediction method based on GCN-GRU[C]//Proceedings of 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 718-723.
- [13] YANG T T, LI J B, FENG H L, et al. A novel transmission scheduling based on deep reinforcement learning in software-defined maritime communication networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(4): 1155-1166.
- [14] QIN Z Y, YAO H P, MAI T L. Traffic optimization in satellites communications: a multi-agent reinforcement learning approach[C]//Proceedings of 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 269-273.
- [15] YAIRI T, TAKEISHI N, ODA T, et al. A data-driven health monitoring method for satellite housekeeping data based on probabilistic clustering and dimensionality reduction[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(3): 1384-1401.
- [16] PAN D W, SONG Z, NIE L Q, et al. Satellite telemetry data anomaly detection using Bi-LSTM prediction based model[C]//Proceedings of 2020 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [17] TARIQ S, LEE S, SHIN Y, et al. Detecting anomalies in space using multivariate convolutional LSTM with mixtures of probabilistic PCA[C]//Proceedings of Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery

& Data Mining. New York: ACM, 2019: 2123–2133.

- [18] 张克明, 蔡远文, 任元. 基于生成对抗网络的航天异常事件检测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(7): 1329-1336.

ZHANG K M, CAI Y W, REN Y. Space anomaly events detection approach based on generative adversarial nets[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(7): 1329-1336.

- [19] 董彦磊, 汪春霆, 周萌. AHP-BP卫星通信网评估算法应用研究[J]. 无线电工程, 2016, 46(8): 9-13.

DONG Y L, WANG C T, ZHOU M. Research on application of AHP-BP evaluation algorithm for satellite communication network[J]. Radio Engineering, 2016, 46(8): 9-13.

- [20] CHENG S C, GAO Y, CAO J, et al. Lecture notes in electrical engineering[M]. Singapore: Springer Singapore, 2020.

- [21] 裴忠民, 任林涛, 熊伟, 等. 基于社团结构的天基信息网络结构设计构想与仿真[J]. 天地一体化信息网络, 2020, 1(2): 81-86.

PEI Z M, REN L T, XIONG W, et al. Design conception and simulation of space information network structure based on community structure[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(2): 81-86.

- [22] 严佳洁, 祖家琛, 胡谷雨, 等. 面向异构通信卫星的地球站组网规划方法[J]. 计算机科学, 2021, 48(3): 275-280.

YAN J J, ZU J C, HU G Y, et al. Earth station network planning method for heterogeneous communication satellites[J]. Computer Science, 2021, 48(3): 275-280.

[作者简介]



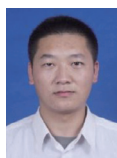
唐斯琪 (1993–), 女, 陆军工程大学指挥控制工程学院博士生, 主要研究方向为人工智能、卫星互联网运维管理。



潘志松 (1973–), 男, 博士, 陆军工程大学教授, 主要研究方向为人工智能、模式识别。



胡谷雨 (1963–), 男, 博士, 陆军工程大学教授, 主要研究方向为计算机网络、通信网络管理和网络智能化技术。



吴扬 (1992–), 男, 陆军工程大学指挥控制工程学院博士生, 主要研究方向为卫星互联网组网技术。



李云波 (1994–), 男, 硕士, 陆军工程大学指挥控制工程学院讲师, 主要研究方向为人工智能。