

卫星CDN中基于DQN的资源编排算法

张嘉然¹, 杨雅婷², 嵩 天²

(1. 北京理工大学计算机学院, 北京 100081;
2. 北京理工大学网络空间安全学院, 北京 100081)

摘要: 随着空间与信息技术迅速发展, 热点内容分发密集型场景将成为卫星网络应用的重点方向, 而卫星内容分发网络 (CDN) 是提高空天内容分发效率的重要手段。针对卫星CDN体系架构中存在的业务需求时空不均、卫星资源稀缺、现有编排算法适应性不足等问题, 提出一种基于深度Q学习 (Deep Q-Learning, DQN) 的资源编排算法。该方法首先对用户请求进行分类, 依据卫星时变运行轨迹和星地资源情况, 计算出卫星可通信的最短路径集合; 之后通过马尔可夫模型建模量化卫星和用户的相关信息, 利用DQN算法计算出最优的卫星CDN存储节点, 达到降低用户请求时延, 降低星地资源占用率, 提高缓存命中率的效果。

关键词: 卫星CDN; DQN; 资源编排

中图分类号: TN393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2022042

Resource Scheduling Algorithm Based on DQN in Satellite CDN

ZHANG Jiaran¹, YANG Yating², SONG Tian²

1. School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China
2. School of Cyberspace Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract: With the rapid development of space and information field, hot content distribution intensive scenes will become one of the key directions of satellite network application, and satellite content delivery network (CDN) network is an important means to improve the efficiency of air and space content distribution. In the architecture of satellite CDN network, due to the uneven time and space of business requirements, the scarcity of satellite resources and the insufficient adaptability of existing scheduling algorithms, scheduling algorithms for satellite resources are faced with problems such as high resource dimension, many computing states and large amount of computation, which will reduce the accuracy, response speed and computing performance of scheduling decisions. To solve this problem, a resource scheduling algorithm based on Deep Q-Learning (DQN) algorithm was proposed to improved the efficiency and accuracy of satellite resource scheduling, and intelligently and quickly perceived the resource situation to make scheduling decisions. Firstly, the user requests were classified, and the shortest path set that the satellite could communicated with was calculated according to the time-varying trajectory of the satellite and the resources of the satellite and the ground. After that, the related information of satellites and users was quantified by Markov model modeling, and the optimal CDN storage node of satellites was calculated by DQN algorithm, which achieved the effects of reduced user request delay, reduced satellite-ground resource occupancy rate and improved cache hit rate.

Keywords: satellite CDN, DQN, resource arrangement

收稿日期: 2022-07-30; **修回日期:** 2022-10-26

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2020YFB1806000)

Foundation Item: National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFB1806000)

0 引言

近些年来,随着空间与信息技术的进步,卫星通信由于其宽广的覆盖范围、良好的传输能力以及组网灵活等优点被越来越多地融入现代通信网络中。相较于地面网络受地理环境、自然灾害等不利条件所限制,卫星网络存在覆盖范围广、网络节点较稳定、不受地面自然灾害影响等优势^[1]。卫星网络已由仅支持应急指挥、海事服务等专网专用通信业务向多元民用业务的通信网络基础设施方向发展,在全球通信、GPS定位、海上救援和空间探测等方面正在发挥着越来越重要的作用。随着卫星网络规模的迅速扩大,信息资源爆炸式增长,当前的卫星网络架构已经难以满足用户对网络服务质量和访问速度的更高要求^[2]。

在地面互联网快速发展下,人们的消费方式日趋多样化,带动许多相关产业,比如短视频、直播等行业,内容分发网络(Content Delivery Network, CDN)技术^[3]顺势而生,慢慢进入大众的视野。在面临热点内容分发密集性的大数据量的请求和分发问题时,CDN因其能提供高性能、可扩展性及低成本的网络将内容传递给用户,很快成为了地面互联网的研究热点。虽然CDN在地面应用十分广泛,但由于卫星网络架构与地面网络架构存在很多差异,在实际应用中针对资源编排等技术方向仍存在一些瓶颈。

(1) 卫星CDN业务需求时空不均。一方面,社会需求和经济水平发展处于时空不均的现状,不同地区不同时间对卫星服务的要求不同,导致了业务繁杂而分布不均;另一方面,卫星节点的数目很多,数以千计,并且一直处于高速移动之中,每次星地连接的时间都十分短暂,使得卫星网络的网络拓扑一直是随时间动态变化的。

(2) 卫星节点的通信、存储、计算资源有限。单颗卫星的发射和运营成本是极为昂贵的,并且卫星经发射后的资源空间是不能拓展的。随着人们对卫星网络事业的不断探索,卫星所要承载的业务越来越多,类型多样,造成卫星资源存在异构性,可被利用进行网络通信的资源空间更是稀缺。仅仅利用单颗卫星来满足用户请求是效率极低的^[4],但由于卫星的动态运动和业务需求时空变化,卫星资源的关联面临很大挑战性,因而对每一次用户请求进行服务时提前规划好卫星CDN整体的资源调度方案具有重要意义。

(3) 已有资源编排算法在卫星网络场景下适应性不足。卫星CDN业务需求时空不均、卫星数据众多且卫星不断运动、资源有限又无法关联利用,造成了卫星资源的编排存在计算维度高、状态复杂、高时变性、计算量

大的问题。目前的资源编排算法大多针对地面网络所设计,没有考虑到卫星网络的时变性的特征和资源的稀缺性,并不适用CDN的架构特性。尤其因为星与星之间的距离很远,如若依靠某一时刻的卫星网络状态、业务图模型等信息,将调度指令缓存到相应的执行卫星来对资源进行调度,无疑难以匹配资源状态信息更新的速度,并且缓存调度指令要占据部分卫星存储资源。

因此,如何解决卫星CDN中资源编排的问题是目前卫星网络发展中亟待研究的技术方向,在未来的天地一体化卫星网络事业中具有重要意义。

1 卫星CDN概述

1.1 CDN概念及网络架构

CDN是部署在各地的缓存边缘节点以及现有的互联网基础之上的一层智能虚拟网络^[5]。其利用边缘服务器,通过中心平台的负载均衡、内容分发、内容存储和调度等功能模块,自动为用户选取最佳的网络存取位置和网络访问路径,将内容从源站分发到离用户最近的网络边缘节点,从而减少网络拥塞,提高用户访问的响应速度和缓存命中率。

CDN的关键技术包括内容分发技术和内容存储技术^[6]。其中,内容分发技术是将内容从内容源分发到CDN边缘节点的过程,现阶段应用主要有PUSH推送和PULL拉取两种主流的内容分发技术。内容存储技术主要指CDN节点缓存的策略。CDN节点缓存的内容由节点内容的访问热度来决定,CDN节点内部对所存储的内容根据内容访问热度进行排序,节点会定期将低访问热度的内容删除,从而释放空间用于存储新的高访问热度内容。

CDN架构主要分为中心和边缘两大部分,中心部分指中心服务器,主要负责集中式内容及网络管理、内容分发策略和控制以及全局负载均衡。边缘部分指的是CDN服务器,即异地节点,是CDN分发的载体,主要负责本地负载均衡、高速缓存及本地存储。中心服务器和CDN服务器构成CDN的层次化服务主体,用户节点构成CDN的请求主体。CDN架构下PULL拉取和PUSH推送工作流程^[7]如图1所示。PULL拉取工作流程:用户第一次发出某一内容的请求时,首先通过边缘CDN节点向源站服务器发送内容请求,然后源站服务器将动态内容发送到边缘CDN节点上,用户再从边缘CDN节点上下载这些数据。用户再次请求相同的内容时,可以直接从边缘CDN节点上进行获取,从而加快数据内容的下载速度。PUSH推送工作流程:源站服务器根据以往的地区、时间的内容访问热度进行分析,将一些高访问热度的内容

提前推送到对应的边缘CDN节点,方便用户直接从边缘CDN节点获取将要请求的内容,从而缩短用户请求的访问路径,提高效率,降低时延,防止堵塞。

1.2 卫星CDN架构

卫星CDN架构是利用卫星、地面基站等天基设施构造内容服务分发应用,融合现有的天基卫星网络和CDN基础,形成的一层智能虚拟网络。通过卫星网络的负载均衡、内容缓存、快速分发和资源调度等功能模块,自动为用户选取最佳的星上内容缓存位置,将内容从地面源站分发到卫星CDN节点之中,利用星地网络进行全球热点内容分发,从而降低星地通信时延,提高星载资源

利用率和缓存命中率。

卫星CDN的整体架构如图2所示。卫星CDN架构基于CDN架构进行优化,也分为中心和边缘两部分,中心部分部署于地面上,指地面CDN服务节点,主要负责集中式内容存储及网络管理、内容分发策略和控制、网络负载均衡;边缘部分部署于卫星上,指卫星CDN服务节点,主要负责网络负载均衡、本地内容存储与快速分发。地面CDN服务节点和卫星CDN服务节点构成卫星CDN的层次化服务主体,地面用户请求服务节点构成卫星CDN的请求主体。卫星CDN服务节点与普通卫星节点组成卫星CDN星座,负责接收来自地面CDN服务节点的内容资源,通过卫星动态拓扑发送到卫星CDN服务节点

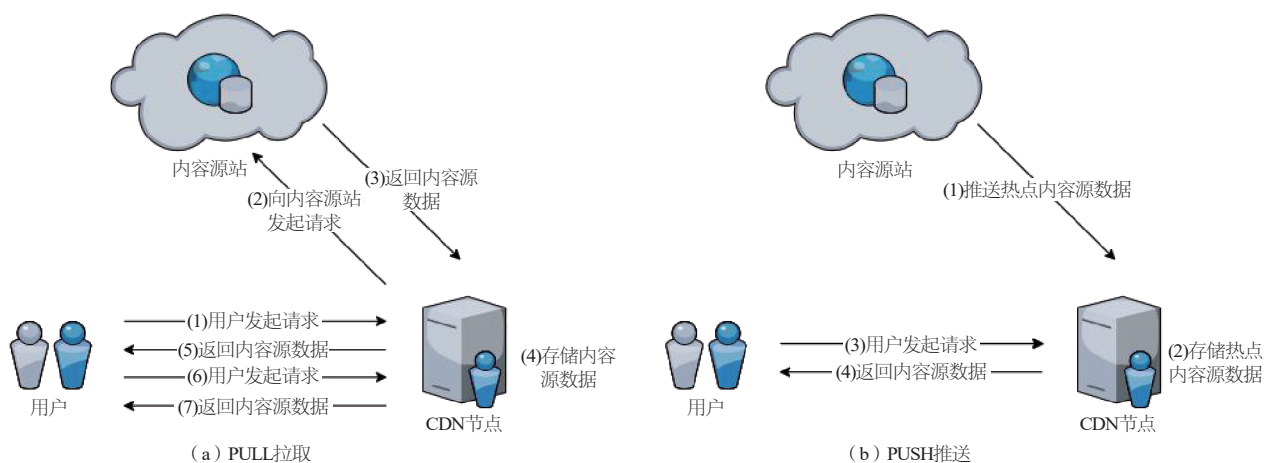


图1 CDN架构下PULL拉取和PUSH推送工作流程

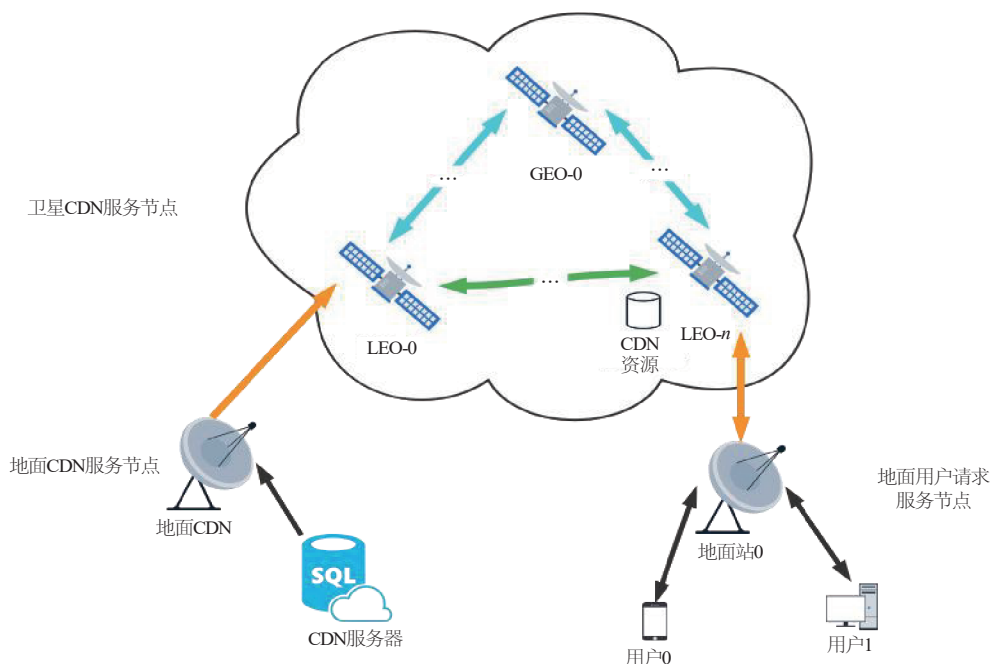


图2 卫星CDN的整体架构

进行内容存储。卫星CDN服务节点是从卫星节点依据覆盖性、星载资源情况以及业务情况等标准择优选取的节点,负责向地面用户请求服务节点提供服务。

卫星网络星座是由高轨卫星星座、中轨卫星星座和低轨卫星星座组成的,但搭建卫星CDN架构的星座组成目前没有统一的规定,可以是单一卫星星座,也可以是混合卫星星座,其中本文建立的卫星CDN星座是高轨卫星星座和低轨卫星星座相结合的混合卫星星座。

卫星节点的资源包含硬资源和软资源两种:硬资源主要是电池、芯片等硬件设备;软资源主要为传输资源、存储资源、计算资源、遥感观测资源等,是一般卫星网络选择可进行资源管控的对象,支持星间协作调度。由于卫星运行具有时变性,可以提前预知并计算出卫星的轨迹位置。为解决计算资源调度结果的速度难以匹配资源状态信息更新速度的问题,本文研究卫星CDN架构的应用场景是卫星CDN采取预约式的业务服务。提前根据用户的请求信息、卫星轨迹信息和星载资源情况等对卫星节点的带宽资源和存储资源进行编排,选取合适的卫星CDN节点放置内容资源,从而由卫星CDN节点按时为用户提供内容服务。

1.3 卫星CDN的时变特性

由于卫星CDN中低轨卫星星座具有较短的轨道运行周期,所以卫星CDN的拓扑结构会随时间变化呈现周期性的特征。随着卫星CDN中承载的业务不断随时间、空间发生变化,可利用的卫星存储、带宽、计算等资源也产生动态变化。为了准确表征出卫星CDN的节点存储资源、链路资源、网络通断关系等网络时变特征,张焘^[7]发现了时变图理论在表征和存储随时间动态变化的网络拓扑方面具有天然优势,适合动态变化的卫星网络。时变图可以有效表征网络的通信、存储、计算等资源,并关联利用不同时段的多维资源,实现资源的最大化利用,提高网络性能。时变图模型先后经历了静态图、时间扩展图、时间聚合图、存储时间聚合图的发展历程,但本质上仍是将连续的时间范围划分为若干个时间切片,每个时间切片内存在一个相对静止的网络拓扑来对网络及资源进行编排。

对于动态网络拓扑的研究,有学者提出构建时变的静态图来分层描述卫星网络拓扑,从而有效拓扑控制无线骨干网络。也有学者提出基于加权时间扩展图(Weighted Time Expanded Graph, WTEG)模型,将LEO-SN动态拓扑转化为稳态图^[8]。这些模型都可以完整表征任意时刻网络的连通情况,在星间协作调度方面很有优势,但并未考虑到带宽资源、存储资源等星载资源

的利用情况。当快照子图较多、网络规模较大时,这些模型占用的存储空间大,路由计算复杂度高,这在卫星CDN中是不合适的。

有学者^[9]结合卫星时变特点和网内资源情况提出的时变连续图(Time-Varying Continuous Graph, TCG)模型能够很好地表征网络时变拓扑、链路连通时段、节点缓存、带宽等多维资源的时空属性,并给了一定的约束条件。由于其场景应用的构想仅仅止步于卫星互联网中端到端传输的路由问题,时变连续图在热点内容分发、多元业务请求等其他应用场景中的使用还有待研究。

2 卫星CDN中资源编排算法研究现状分析

2.1 基于资源不编排的注入策略

目前在卫星CDN的研究工作中,由于卫星CDN体系结构的设计仍处在待研究、待完善的阶段,很多体系框架下采取简化、轻量的卫星网络内容注入策略来避免对资源进行编排,资源内容全部推送到卫星节点进行预缓存。有学者^[10]提出了一种基于命名数据网络(Named Data Networking, NDN)的预缓存的卫星网络内容注入策略:将内容缓存到地面NDN节点位置来最大化对轨道面内卫星进行内容注入,从而优化用户请求中的缓存的命中情况。NDN可以利用全网泛在的存储资源,将内容与地址解耦,为高度动态连接的卫星网络提供可靠而有弹性的内容分发服务,这对卫星CDN的资源表征具有借鉴意义。

基于资源不编排的注入策略面对简单网络和单一需求能够依据有限的用户行为样本,逐一计算决策,将访问热度短时间内较高的内容缓存至所有卫星进行备份,优化了用户的访问时延和缓存命中率。由于单一需求中用户请求行为样本是有限的,基于用户请求内容行为的统计分析得到的数据总量小,算法应用存在诸多问题。比如,当应用到复杂网络时,小数据量样本的决策结果不可信,大数据量样本又导致计算负担重、性能差,并且逐一计算得出热点内容广播传输至所有卫星时,卫星内部数据重复,相邻卫星备份冗余,不可避免地浪费了很多卫星及地面各个节点的通信资源和存储资源。

综上,基于资源不编排的注入策略的优势是计算简单,有效解决简单网络下单一需求问题;劣势是在复杂网络或多元需求之中计算性能差,资源浪费高。因此,在实际卫星CDN架构部署中仍需编排算法来优化决策,高效地利用卫星CDN中通信、存储和计算的资源服务用户,避免资源浪费。

2.2 基于动态规划的卫星网络资源编排算法

通过卫星网络进行数据传输常常会由于卫星网络的时变拓扑结构,对卫星节点资源分配的设计需要多个节点跨时间联合做出决策。基于卫星网络时间扩展图(Time-Expanded Graph, TEG)模型^[11]能够根据预测的卫星通信时间窗口,描述每个时间间隔的网络拓扑快照,记录链路流量。同时再设定一些虚拟节点和边缘来表示资源,据此构建网络超资源的有效表示规则,从而将资源分配转换为最大流问题进行求解。这种TEG中虽然仅仅包含了链路流量资源的描述,但在数据传输中可以表示带宽资源的消耗,在数据收发中又可以通过数据存储表示缓存区存储资源的占用情况。参考文献[11]中对于资源的定义非常巧妙,使得联合求解的目标成功转化为流量最大化的简单规划问题。

在卫星网络中卫星资源维度少、网络承载业务需求类型简单的情况下,动态规划算法具有计算简单、资源联合决策快速准确、支持动态决策的优势,能够很好地根据数据之间简单的关系进行复杂决策。但面对更多资源维度联合求解问题时,动态规划算法计算能力不足,难以支撑资源的高维度关系表示、大数据量计算。

2.3 基于深度学习的卫星网络资源编排算法

在卫星网络的发展中,业务需求越来越多元,卫星可利用资源维度越来越高,面对多卫星、多需求、高时变性的网络资源问题,很多学者引入深度学习来研究卫星CDN的资源编排问题,以期达到高效计算的目的。徐媚琳等^[12]提出将另一种未来网络架构软件定义网络(Software Defined Network, SDN)、网络功能虚拟化(Network Functions Virtualization, NFV)和低轨卫星星座网络进行融合,并且对低轨卫星星座网络节点的服务功能资源的分配进行研究,提出了利用模拟退火算法来解决底层资源的分配问题,从而降低端到端时延和网络带宽消耗。这其中参考低轨卫星星座网络模拟出一种网格状网络,但仅包含了低轨卫星星座同轨链路和部分异轨链路,对于其他类型的卫星节点及链路尚未进行研究。在地面网络架构中,SDN与CDN是完全不同的两种网络架构优化方向,是分别针对不同的应用场景问题所设计的结构。对于热点分容分发问题来说,卫星网络与SDN架构的融合理论上远远不如卫星CDN更具优势,但在未来的网络体系架构具有前沿学习价值。将卫星节点的资源量化为底层物理网络的资源,包含计算资源、储存资源和带宽资源等更细化的多元资源类型,这在以后的研究中具有重要的借鉴意义。

模拟退火算法作为深度学习中一种代表性的算法,

能够基于资源感知智能计算出服务资源分配的方案,具有很好的计算效果,但对于多种资源状态和业务需求并不能及时区分进行智能决策。因此可以看出基于深度学习的卫星网络资源编排算法的优点是能够轻松解决资源状态高维度和网络高时变性引起的维度高、计算难的问题,尤其在大数据计算上会有很好的表现;缺点是普遍缺乏更强的决策能力,在数据多个维度的复杂关系上,其计算结果未必能很好地解决业务需求动态变化引起的问题。

2.4 基于强化学习的卫星网络资源编排算法

强化学习已经成为处理具有高适应性和低复杂性资源分配问题的主流方法,尤其是其决策能力能够很好地与深度学习的感知能力相辅相成,二者的结合更是未来复杂卫星网络问题解决的保障。对于低轨卫星星座通信面临的呼叫、接收和路由转发等大数据计算量的问题^[13],往往存在资源调度不合理的情况,有学者^[14]提出了一种基于State-Action-Reward-State-Action的Actor-Critic强化学习资源分配策略,以实现LEO卫星上临时信息的最优资源分配和远程物联网数据调度。

对于卫星星座网络中资源的研究并没有止步于地面网络或者低轨卫星星座的局限场景,有学者^[15]提出了双层卫星星座网络系统框架,即中轨-低轨卫星网络。中轨卫星的对地距离在高轨卫星和低轨卫星之间,与低轨卫星星座一样具有时变性的轨迹特征,但不如高轨卫星资源更充足,位置固定。由于中轨卫星星座节点可以同时与多个低轨卫星星座节点建立连接,考虑到最大限度地利用卫星网络资源,基于Q学习的双层卫星网络流量分配策略被提出。通过量化中轨卫星星座各节点的流量资源情况和对中轨卫星进行通信的流量需求,结合中轨卫星星座网络和低轨卫星星座网络的运动轨迹,计算出在任务时间内低轨卫星星座节点服务中轨卫星星座节点的最佳方案。其中,对于低轨卫星星座节点的流量需求进行了分类,减少了Q学习算法中的状态空间,能够在保证性能的前提下降低计算和存储复杂性。双层卫星星座网络的系统架构与本文提出的卫星CDN架构极为类似,并且也是基于卫星资源的情况和卫星节点连接的通断进行服务安排,以达到资源编排最优的目的。但仅仅利用Q学习算法的计算性能仍然不足以支撑热点内容分发密集性场景的计算需求^[16]。

基于强化学习的求解方法,其优势是面对多维资源自然属性的不断增多,特征函数不断复杂,能够高效地联合资源,智能地依据动态变化的环境状态,得到最优决策,在应用上具有高适应性和低复杂性;其劣势是受到状

态和动作二维关系的限制, 计算规模受限, 计算能力不足, 面对大数据量时存在计算负担、性能差等问题。

2.5 基于DQN的卫星网络资源编排算法

卫星CDN中的资源表示是一种量化为高维状态空间的问题, 包含了时变性的通断、不同的卫星资源和不同的服务类别。深度强化学习可以使用深度神经网络从高维状态空间中提取低维表示, 它强调动态环境中根据不同系统状态选择行动的决策过程, 以最大化长期回报, 契合卫星CDN资源编排的思想。

地面网络中云数据的资源分配^[17]与卫星CDN面临的热点内容分发密集性场景的资源分配问题极为类似。由于系统中用户资源请求的不确定性, 云数据中心的资源分配问题表述为具有动态系统状态和各种用户需求的无模型DRL问题, 提出了一种基于Actor-Critic深度强化学习的自适应高效云资源分配方案, 能够在时间离散且行动空间大的情况下, 自适应高效地用于应对云资源分配的高维度空间问题。

深度强化学习领域的DQN算法是Q学习算法的发展, 继承了Q学习算法中对于问题的描述, 采用状态空间、行动空间、奖励和权重的马尔可夫模型定义决策策略^[18], 结合神经网络的计算能力, 能够智能地面对海量不同的环境状态选择最优的结果并减少计算量。卫星空间通信领域内使用DQN算法解决问题的策略并不少见, 其中有学者提出了车一空一地3层的车联网模型^[19], 利用卫星星座网络节点和地面网络基站共同支持服务各种车辆, 以满足不同业务的服务质量。集成网络不可避免地要面对许多挑战, 如动态网络拓扑、异构资源、长传播时延等, 这都与卫星CDN架构面临的挑战特点很相似。

综上, 深度强化学习的优势是既有深度学习的计算能力, 感知高维度数据状态, 处理大数据量问题, 又有强化学习的决策能力, 智能地联合多维数据的复杂关系和动态的环境状态, 进行表征、分析和决策; 其劣势是神经网络和多元决策具有较高的算法成本, 面对简单网络环境和单一类型用户需求的问题, 计算效果与其他算法一致。

几种不同的资源编排算法的优缺点对比见表1, 深度强化学习的优点与卫星资源的编排存在计算维度高、状态复杂、高时变性、计算量大的问题现状不谋而合^[20], 既可以降低对大数据量计算的性能需求, 又可以根据感知到的不同的环境状态进行智能决策。考虑到网络规模大, 问题复杂度高, 本文将资源分配与用户需求进行关联, 将部署决策问题建模为马尔可夫决策过程, 然后采用DQN学习方法来解决它。

表1 不同资源编排算法的优缺点对比

算法类型	优点	缺点
资源不编排	计算简单, 有效解决简单网络下单一需求问题	在复杂网络或多元需求的情况下, 计算性能差, 资源浪费高
动态规划	在简单网络多元业务的情况下, 计算简单、多维度数据智能联合决策快速准确、支持动态决策	计算能力不足, 难以支撑高维度、大数据量计算
深度学习	支持高维度、大数据量计算, 计算准确率高	缺乏智能决策能力, 难以解决多维度数据关系复杂的动态变化问题
强化学习	支持多维度数据智能联合决策, 具有高适应性和低复杂性, 解决动态网络变化问题	计算能力不足, 数据规模受限
深度强化学习	支持高维度、大数据量计算, 支持动态网络、多元业务和多维度数据智能联合决策, 具有高适应性和高准确性	较高的算法成本, 仅适合复杂网络、多元业务联合计算问题

3 卫星CDN下基于DQN的资源编排算法分析

3.1 应用场景

卫星CDN致力于解决全球覆盖的热点内容分发密集性问题, 当地面网站受到摧毁、用户节点与服务节点之间由于地位位置关系无法通过地面网络或者地面网络性能极差的情况下, 就需要切换到卫星CDN保障用户的通信。尤其在多用户同一时刻向同一地点发送请求时, 对于卫星CDN资源进行编排可以很好地减少时延、提高缓存命中率, 高效利用好稀缺的卫星资源。

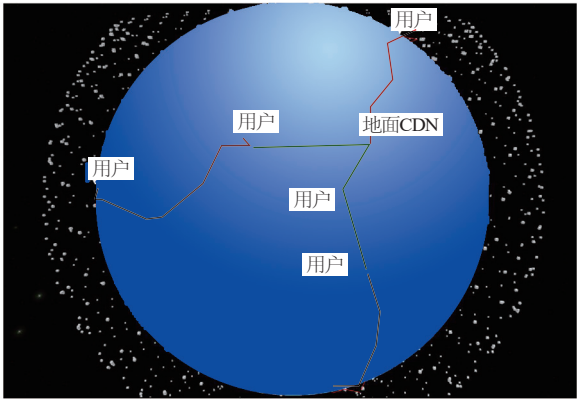


图3 卫星CDN应用场景示意

卫星CDN包含卫星高轨节点网络星座、卫星低轨节点网络星座和地基节点。本文以一个具体的卫星部署拓扑为例, 模拟空间信息网络的天基组网、天地互联等关键要素^[21]。利用卫星星座和若干地基节点实现热点内容分发应用, 满足多用户不同请求均可快速访问的需求。其中, 卫星高轨节点网络星座, 即同步卫星节点, 卫星高度约42 166 km, 均匀分布在赤道面上, 与地基节点始终保持连接。卫星低轨节点网络星座采用极轨道设计,

卫星轨道采用12个轨道面，每个轨道面10颗卫星，轨道高度约880 km，轨道倾角为86°。假设低轨每个轨道面的第1、4、7颗卫星可以与高轨卫星建立链路；每颗低轨卫星都能与任一地基节点相连，但每颗低轨卫星只能同时连接一个地基节点，每个地基节点也只能同时连接一颗低轨卫星。地基节点分为地面CDN服务节点和用户节点，选取北京地面站为地面CDN服务节点，其余节点为用户节点，分别与地面CDN服务节点的距离不同，以表示不同距离的用户请求。一般将低轨卫星节点选作卫星CDN节点，提前将内容资源进行存储，等待向不同位置的多个用户节点同时提供服务。卫星CDN下服务应用场景流程为：同一时间，多个用户发出对内容资源的请求，其中，多个用户的请求通过不同的地面用户节点发出，请求的内容初始仅存储于地面CDN服务节点，多个请求同时发出。经过资源编排算法计算，确定某些最优的卫星节点作为内容资源存储的卫星CDN节点，提前将内容资源放置到卫星CDN节点上，之后由卫星CDN节点向用户节点提供服务。如图3所示，绿线表示地面CDN服务节点提前向多个不同位置的卫星CDN节点推送内容资源进行缓存，红线表示等到业务服务时间内，多个不

同位置的卫星CDN节点向不同用户节点提供业务服务。

在卫星CDN系统架构下，用户通过地面用户请求节点接入卫星CDN，用户请求的资源最初放置在地面CDN服务节点等待请求。由于地面用户请求节点和地面CDN服务节点的地理位置距离不同，用户请求可以分为短距离请求和长距离请求。

卫星CDN系统服务用户请求的核心思想是：卫星CDN系统对于多个地面用户请求节点发出的多种用户请求，依据服务时间和用户基站距离进行分类，确定可行的卫星通信路径、卫星CDN节点的需求数量和大致范围。再经过资源编排算法计算，确定某个最优的卫星节点作为存储某一类用户请求内容资源的卫星CDN节点，直至满足所有时间下的用户请求。具体的服务流程如图4所示，卫星CDN系统提前将内容资源从地面CDN服务节点上传并放置到相应的卫星CDN节点上进行数据存储；之后由卫星CDN节点向这类用户请求相应的地面用户请求节点提供服务。

在同一服务时间间隙下，服务用户的流程分为几种情况：

(1) 部分近距离地面用户请求节点可以直接与所属

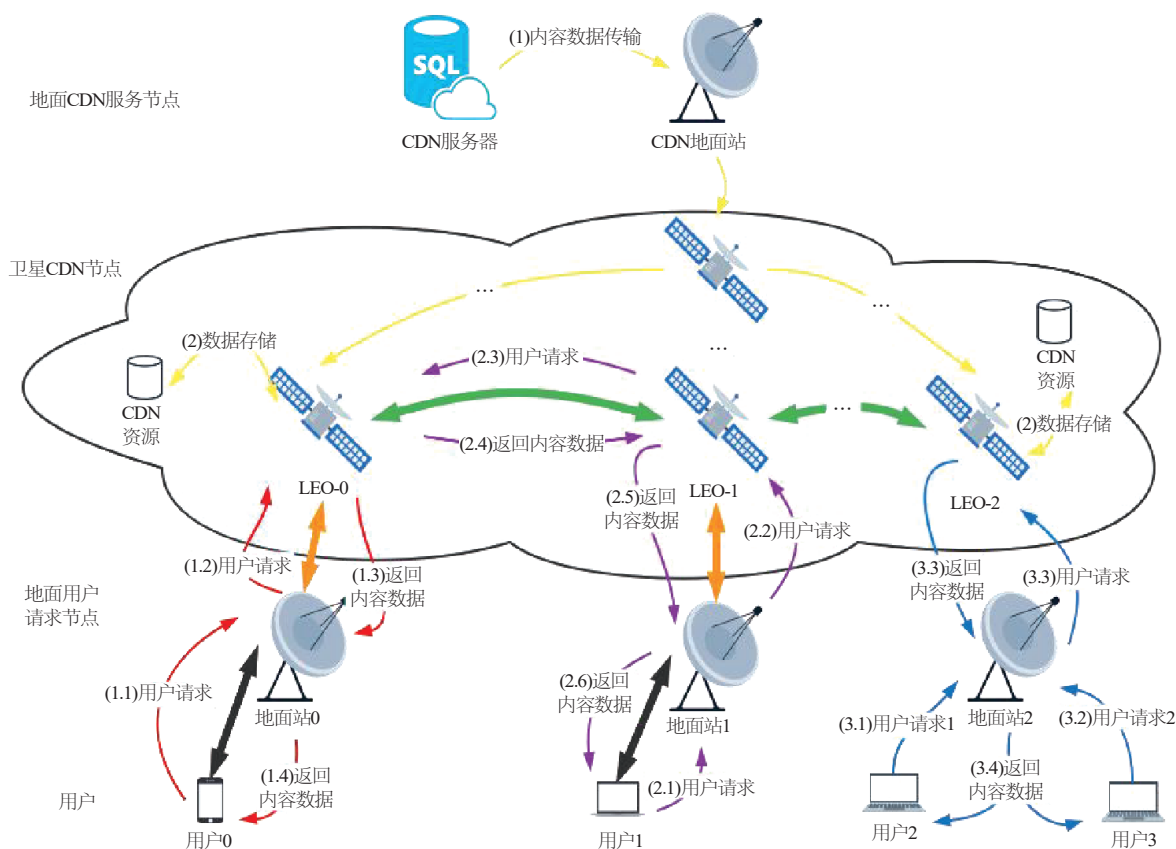


图4 卫星CDN架构服务流程

的卫星CDN节点进行通信,接受数据传输服务;

(2) 部分近距离地面用户请求节点与所属的卫星CDN节点进行通信需要经过多跳;

(3) 部分远距离地面用户请求节点使用其他卫星CDN节点进行通信;

(4) 基于以上3种情况,面对多用户对于同一卫星CDN节点的用户请求,进行用户请求的聚合,传回的资源数据可以多播给所需用户群。

3.2 基于时变图的预处理

基于目前构建的卫星CDN系统和既定的卫星天线参数,通过分析处理真实的低轨卫星的经度、纬度的位置数据,得到每个时间切片下各地面基站与各卫星星座节点和各卫星星座节点之间可通信路径集合。为满足各用户请求对地基节点和卫星节点的需求,结合卫星CDN整体系统的轨迹变化对可通信路径集合进行计算处理,得到卫星CDN服务用户的最短路径集合^[20]。其中,对位置数据的分析和处理可以得到以下时变特性。

(1) 低轨卫星的同轨星间链路和异轨星间链路始终保持着良好的连通性,这使得低轨卫星在高速运动中,存在不变的星间拓扑链路。

(2) 由于高轨卫星星座只能与部分低轨卫星建链,所以对于单颗低轨卫星来说,与高轨卫星链路的通断性与低轨卫星的纬度有关而与经度无关。单颗低轨卫星与高轨卫星星座整体的星间链路存在周期性,且整个周期与低轨卫星的回归周期相等。

(3) 由于低轨卫星高速运动,地基节点与单颗低轨卫星的星地链路建链的时间极短。地球存在自转,在低轨卫星星座的一个回归周期内,单颗低轨卫星与单一地基节点、单一地基节点与不同低轨卫星的建链时间略有差距,但在多个回归周期内相同。低轨卫星在星下存在一定的覆盖范围的重叠,地基节点部分时间可以被多颗低轨卫星覆盖,所以地基节点与低轨卫星星座整体的星地链路建链时间还是非常可观的。

(4) 高轨卫星由于其同步的特性,星地链路具有持续性和确定性。

3.3 基于DQN的资源编排

卫星CDN下,对卫星资源、卫星通信路径集合、用户需求等需要计算的时变信息采用马尔可夫模型进行抽象定义表示,再利用神经网络进行DQN算法计算。基于DQN的资源编排算法框架如图5所示,依据马尔可夫模型定义的重要时变信息如下。

状态:状态是对环境的观察,代理人根据环境做出

行动决策,观察3种信息,即通信资源、存储资源和计算资源。为使系统能够观测感知到环境的所有可能变化,整个编排系统的输入参数信息定义为模型状态空间,即多元业务用户需求信息参数、卫星动态网络通信参数,以及卫星网络的计算、存储、传输资源等资源参数。

动作:动作是根据当前状态的可用动作集来确定资源分配方案,编排系统的输出结果为模型动作空间,即编排之后的通信资源、计算资源和存储资源的分配信息。可用动作集取决于当前时间和状态支持的最短路径的节点集合。为避免计算受局部最优情况限制,动作选择的策略采用一般情况下DQN算法使用最多的 ϵ -greedy策略进行资源分配决策,其中行动以 ϵ 概率随机选择,而行动值最大的行动以 $1-\epsilon$ 概率选择使用。

奖励:奖励表示对于给定的状态的反馈,一旦达到下一个状态,无论是好是坏都可以获得一个奖励值。模型训练的奖励为通过优化目标函数计算得出的低数值的业务资源消耗和QoS资源信息,同时辅以惩罚措施。其中算法约束包含是否存储资源充足、是否带宽资源充足和该当前状态所属卫星节点到达需服务的各地面用户服务节点的传输时长等条件。

针对热点视频分类类应用场景,具体的性能观测指标可以是星地带宽资源占用率、缓存命中率、服务满意率、服务响应的整体平均时延和单次链路时延等。

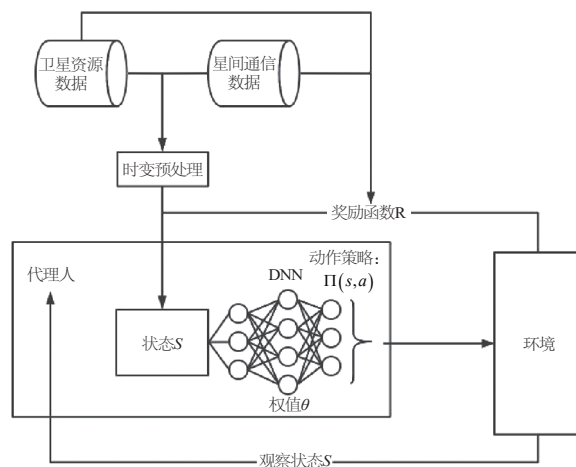


图5 基于DQN的资源编排策略框架

卫星CDN下,针对多元业务需求和多维资源环境,表3对使用基于DQN的资源编排策略与使用其他资源编排策略的效果进行定性对比分析。资源编排策略的目标主要是提高缓存命中率,减小总传输开销,优化服务时延,提高资源利用率,以提升移动用户内容交付服务的QoE^[20]。

卫星CDN中基于DQN的资源编排策略以数据维度

表2 不同资源编排策略效果分析

算法名称	缓存命中率	传输开销	服务时延	资源利用率	算法成本
全部预缓存	高	高	低	低	低
贪心算法 ^[24]	中	中	中	中	低
蚁群算法 ^[25]	低	高	低	中	高
Q学习 ^[26]	高	中	中	中	中
DQN	高	低	低	高	高

高、数据量大、数据间存在复杂相关性几个方面为主要出发点，对卫星网络资源编排进行训练计算。相比其他传统算法，增加了数据预处理过程，依据用户需求提取出对资源的需求，依据卫星的星载资源情况、卫星运动情况提取出卫星节点的资源分布和动态位置，综合考虑卫星的可覆盖性、可存储性、时延、资源情况等指标进行分类决策，得到最优的编排方案。在热点内容分发密集性场景中，能够更好地按需调度卫星资源进行服务，提高服务能力，达到更好的服务质量和效果。

4 结束语

针对热点内容分发密集性场景，卫星CDN系统架构的提出是解决网络规模的迅速扩大，信息资源爆炸式增长以及用户对网络服务质量和访问速度提出更高要求等卫星通信问题的突破方向。在卫星CDN系统架构下，分析了卫星CDN的时变特性、网内资源与资源分配算法和基于DQN的资源编排策略的现状，阐述了卫星CDN下资源编排策略的场景预设、网络服务流程和算法关键步骤。经过分析和总结，梳理了卫星CDN下资源编排策略，为未来的天地一体化信息网络事业中卫星CDN下资源编排技术研究提供一定的理论参考。

参考文献：

[1] WAN P, YAN J, CAO Z G, et al. Dynamic Source Routing algorithm in low-earth orbit Satellite Constellation[C]//Proceedings of 2006 International Conference on Communication Technology. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1-4.

[2] 陈乃辉. 卫星网络环境下数据一致性研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.

CHEN N H. Research on data consistency in satellite network environment[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018.

[3] 肖华. CDN质量发展情况与优化方向探讨[J]. 广播电视网络, 2022, 29(2): 87-89.

XIAO H. Discussion on CDN quality development and optimization direction[J]. Radio & Television Network, 2022, 29(2): 87-89.

[4] 张美蓉, 镐梦婷, 王闯, 等. 高低轨卫星异构网络资源管控策略与技术研究[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(4): 67-74.

ZHANG M R, GAO M T, WANG C, et al. Research on strategies and technologies for resource management and control of heterogeneous network of high and low orbit satellites[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 67-74.

[5] HAN C, LIU A J, HUO L Y, et al. A prediction-based resource matching scheme for rentable LEO satellite communication network[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(2): 414-417.

[6] 唐宏, 陈戈, 陈步华, 等. 内容分发网络原理与实践[J]. 电信科学, 2018, 34(10): 181.

TANG H, CHEN G, CHEN B H, et al. Principle and practice of CDN[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(10): 181.

[7] 张焘. 时变网络流分析与调度方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.

ZHANG T. Network flow analysis and scheduling in time-varying networks[D]. Xi'an: Xidian University, 2020.

[8] 曹洋, 朱玉峰, 吕俊锋, 等. 面向天地一体化内容分发业务的网内缓存机制研究[J]. 天地一体化信息网络, 2020, 1(2): 48-56.

CAO Y, ZHU Y F, LYU J F, et al. Research on in-network caching mechanisms for space-integrated-ground content delivery service[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(2): 48-56.

[9] LI Y, WANG Y, ZHANG Q Y, et al. TCDS: a time-relevant graph based topology control in triple-layer satellite networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(3): 424-428.

[10] 吕俊锋. 面向天地一体化网络内容分发的网内缓存机制研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.

LYU J F. In-network caching mechanisms for content delivery in space-ground integration network[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020.

[11] WANG P, ZHANG X S, ZHANG S, et al. Time-expanded graph-based resource allocation over the satellite networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(2): 360-363.

[12] 徐媚琳, 贾敏, 郭庆. 基于SDN/NFV的卫星互联网服务功能资源分配研究[J]. 天地一体化信息网络, 2022, 3(1): 44-49.

XU M L, JIA M, GUO Q. Research on resource allocation of satellite Internet service function based on SDN/NFV[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2022, 3(1): 44-49.

[13] 李红艳, 张焘, 张靖乾, 等. 基于时变图的天地一体化网络时间确定性路由算法与协议[J]. 通信学报, 2020, 41(10): 116-129.

LI H Y, ZHANG T, ZHANG J Q, et al. Time deterministic routing algorithm and protocol based on time-varying graph over the space-

- ground integrated network[J]. Journal on Communications, 2020, 41(10): 116-129.
- [14] ZHOU D, SHENG M, WANG Y X, et al. Machine learning-based resource allocation in satellite networks supporting Internet of remote things[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(10): 6606-6621.
- [15] DUN C Y, TAN S H, JIN F L, et al. Traffic allocation strategy based on reinforcement learning in two-layer satellite network[C]//Proceedings of 2021 International Conference on Internet, Education and Information Technology (IEIT). Piscataway: IEEE Press, 2021: 159-163.
- [16] CEVALLOS M J F, SATTLER R, CAULIER CISTERNA R P, et al. Online service function chain deployment for live-streaming in virtualized content delivery networks: a deep reinforcement learning approach[J]. Future Internet, 2021, 13(11): 278.
- [17] CHEN Z Y, HU J, MIN G Y, et al. Adaptive and efficient resource allocation in cloud datacenters using actor-critic deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2022, 33(8): 1911-1923.
- [18] LIU Y J, LU D J, ZHANG G J, et al. Q-Learning based content placement method for dynamic cloud content delivery networks[J]. IEEE Access, 7: 66384-66394.
- [19] HUANG W Y, SONG T, AN J P. QA2: QoS-guaranteed access assistance for space-air-ground Internet of vehicle networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(8): 5684-5695.
- [20] 薛乃阳, 丁丹, 贾玉童, 等. 基于DQN的异构测控资源联合调度方法[J]. 系统仿真学报, 2022: 1-13.
- XUE N Y, DING D, JIA Y T, et al. Joint scheduling method of heterogeneous measurement and control resources based on DQN[J]. Journal of System Simulation, 2022: 1-13.
- [21] 李贺武, 吴茜, 徐恪, 等. 天地一体化网络研究进展与趋势[J]. 科技导报, 2016, 34(14): 95-106.
- LI H W, WU Q, XU K, et al. Progress and tendency of space and earth integrated network[J]. Science & Technology Review, 2016, 34(14): 95-106.
- [22] 王凯东, 易克初, 田斌. 低轨道(LEO)宽带卫星网络最短路由优化算法[J]. 中国科学E辑: 信息科学, 2005, 35(8): 850-874.
- WANG K D, YI K C, TIAN B. Shortest route optimization algorithm for low orbit (LEO) broadband satellite network[J]. Science in China, SerE, 2005, 35(8): 850-874.
- [23] 倪爽. 星地一体化网络接入与存储资源协同管控技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- NI S. Coordinated access and cache resource management technology in terrestrial-satellite integrated network[D]. Xi'an: Xidian University, 2021.
- [24] 徐建中. 云计算环境下资源分配技术的研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
- XU J Z. Research on resource allocation technology in cloud computing environment[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018.
- [25] 曾首元. 基于蚁群优化的低轨卫星网络负载均衡路由算法研究[D]. 广州: 广州大学, 2022.
- ZENG S Y. Research on load balancing routing algorithm of LEO satellite network based on ant colony optimization[D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2022.
- [26] 杜琴. 基于卫星切片网络的计算资源和无线资源联合分配机制的研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.
- DU Q. Research on joint allocation mechanism of computing resource and wireless resource based on satellite slicing network[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020.

[作者简介]



张嘉然 (1999-), 北京理工大学计算机学院硕士生, 主要研究方向为卫星互联网、内容分发网络。



杨雅婷 (1994-), 北京理工大学网络空间安全学院助理教授、特别副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为卫星互联网、信息中心网络。



嵩天 (1980-), 北京理工大学网络空间安全学院副院长、教授, 博士生导师, 主要研究方向为卫星互联网、信息中心网络、高速分组处理和网络安全。