

基于蚁群优化的软件定义低轨卫星网络流量负载均衡算法

周 欣, 丁文慧, 丁春旭, 成俊峰, 陆 洲
(中国电子科技集团有限公司电子科学研究院, 北京 100041)

摘 要: 针对当前低轨卫星网络链路资源利用不均衡和业务服务质量 (quality of service, QoS) 难以得到保障的问题, 提出一种蚁群优化的软件定义低轨卫星网络流量负载均衡算法, 即动态负载均衡蚁群算法。该算法通过软件定义网络架构获取卫星网络实时链路信息, 根据业务 QoS 需求设计综合路径权重参数, 基于当前链路状态优化蚁群算法的信息素更新规则, 实时更新蚁群算法的信息素, 基于优化后的信息素和转移概率计算卫星网络最优路径, 并下发至各卫星节点。仿真实验在局部轻载、局部中等负载、局部拥塞 3 种流量场景和不同低轨卫星星座规模下进行, 将该算法与迪杰斯特拉算法和蚁群算法进行对比验证。结果表明, 该算法在满足业务服务质量、避免网络拥塞的同时, 显著提高了低轨卫星网络的负载均衡能力。

关键词: 低轨卫星网络; 蚁群算法; 负载均衡; QoS 优化

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025039

Ant Colony Optimization-Based Traffic Load Balancing Algorithm for Software Defined Low Earth Orbit Satellite Networks

ZHOU Xin, DING Wenhui, DING Chunxu, CHENG Junfeng, LU Zhou
China Academy of Electronics and Information Technology, Beijing 100041, China

Abstract: In order to solve the problem of unbalanced link resource utilization and difficult quality of service guarantee in current low earth orbit satellite networks, a software-defined low earth orbit satellite network traffic load balancing algorithm based on ant colony optimization, namely dynamic load balancing ant colony algorithm, is proposed. This algorithm acquires real-time link information of the satellite network through the software defined network architecture, designs comprehensive path weight parameters according to the QoS requirements of the service, optimizes the pheromone update rules of the ant colony algorithm based on the current link states, updates the pheromones of the ant colony algorithm in real time, calculates the optimal path of the satellite network based on the optimized pheromones and transition probabilities, and sends it to each satellite node. Simulation experiments are conducted under three traffic scenarios of local light load, local medium load and local congestion, and under different scales of low earth orbit satellite constellation scales, this algorithm was compared with Dijkstra optimization and ant colony algorithm. The results show that this algorithm significantly improves the load balancing capability of low earth orbit satellite networks while meeting the quality of service requirements and avoiding network congestion.

Keywords: low earth orbit satellite networks, ant colony algorithm, load balancing, QoS optimization

0 引言

现如今, 网络通信已成为人们生活中不可或缺的一

部分, 随着信息技术的不断发展, 卫星网络成为新一代信息技术的基础设施, 其通过将卫星通信与网络进行巧妙结合, 把信息网络由平面变为立体。卫星网络通过搭

收稿日期: 2025-07-14; 修回日期: 2025-09-17

通信作者: 周欣, cnzhouxingjw@163.com

基金项目: 国家重点研发计划 (No.2022YFB2902700)

Foundation Item: National Key Research and Development Program of China (No.2022YFB2902700)

建一系列的卫星星座,能够在其轨道高度下的空间至地球表面形成无缝覆盖的网络,即便在偏远地区、极端环境下也能提供可靠通信^[1]。相较于同步轨道和中轨道卫星网络,低地球轨道(low earth orbit, LEO)卫星网络的时延、成本都更低,且具有更大的通信容量,凭借这些优点,LEO卫星网络成为各国通信技术的发展重点。

尽管LEO卫星网络优点众多,但也面临许多亟须解决的挑战。LEO卫星由于轨道高度低(通常部署于500 km到2 000 km之间),运行速度快,绕地周期一般不到两小时,其拓扑具有高动态性,这就导致传统的地面路由算法不再适用,随着卫星数量的不断增多,对卫星网络管理的灵活性与高效性提出了更高要求。同时,近年来卫星网络技术与市场需求在不断发展,大量用户涌入LEO卫星网络,用户数量的分布不均,导致LEO卫星网络容易出现流量分布不均的问题,从而引起链路拥塞、链路资源浪费,需要对卫星网络进行流量负载均衡优化。

因此,针对上述问题,本文提出了一种基于蚁群优化的软件定义低轨卫星网络流量负载均衡算法,即动态负载均衡蚁群优化(dynamic load balancing ant colony optimization, DLB-ACO)算法。该算法通过软件定义网络(software defined network, SDN)架构获取卫星网络实时链路信息,根据业务QoS需求,针对链路的可用带宽、时延、丢包率3个参数设计综合路径权重值,从而建立链路综合评价机制,同时基于当前链路状态优化蚁群算法的信息素更新规则,引入链路利用率,实时更新蚁群算法的信息素,动态计算卫星网络最优路径,并下发至各卫星节点。实验表明,相比迪杰斯特拉(Dijkstra)算法和蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法,DLB-ACO算法可以显著降低丢包率,提高网络流量负载均衡能力,避免链路拥塞,合理利用网络链路资源。

1 相关工作

针对当前低轨卫星网络链路资源利用不均衡和业务服务质量无法得到保障的问题,本文提出一种基于蚁群优化的软件定义低轨卫星网络流量负载均衡算法。

1.1 蚁群算法

蚁群算法是一种模拟蚂蚁觅食行为的仿生优化算法。在觅食过程中,蚂蚁会在途经路径上释放信息素,其他蚂蚁可感知此类信息素,并倾向于选择信息素浓度较高的路径。随着时间推移,更多蚂蚁经过的优质路径

上的信息素浓度会逐渐升高,进而形成一种正反馈机制,使蚁群能够找到从巢穴到食物源的较优路径。蚁群算法的这一自适应性已被许多学者应用于卫星网络的路径求解问题中。文献[2]提出了一种基于分段路由的蚁群优化负载均衡路由算法,该算法的启发函数综合考虑了链路负载状态、时延及馈电链路切换影响,前向蚂蚁用于规划回传路径,反向蚂蚁用于向全网通告整条回传路径的状态和信息素,能够在保证更大业务回传量的同时有效避免链路拥塞。文献[3]提出了一种基于蚁群算法的LEO卫星网络QoS优化路由,通过对全球流量需求的预测结果来优化启发函数,综合考虑端到端时延、时延抖动和剩余带宽等约束条件,求解出满足QoS约束的最优路径。

1.2 软件定义网络

SDN的概念最早由斯坦福大学教授McKeown明确提出^[4],其架构主要分为3层,如图1所示。其中,应用层用于对接用户需求,向开发人员提供可编程接口,开发人员可以通过该接口直接使用控制层提供的服务,从而用编程的方式完成自定义服务并提供给用户。控制层是SDN架构的核心,该层通过北向接口与应用层通信,可以将接收到的数据通过接口传输给应用层,为应用层提供数据支持,同时接收应用层下发的指令,指令通过控制层解析分配后下发给数据层执行。数据层和控制层间通过南向接口相连,数据层发送数据包给控制层,控制层解析网络数据信息来对数据层的网络资源进行统一调度,数据层只进行数据转发操作。SDN架构分离了控制面和数据面,使控制面实现逻辑集中管理:SDN控制器能够收集整个网络的数据信息,灵活动态地支持各种网络管理需求,而数据面只专注于数据转发,能够实现高效的网络管控。Du等^[5]提出引入SDN来解决卫星网络管理问题,在卫星上部署SDN交换机,通过地面控制设备来实现卫星网络的集中控制,SDN控制器实时收集卫星网络状态信息,星上只进行简单的数据转发即可,有效解决了星上存储不足、计算能力有限及无法进行全局调控的问题。文献[6]设计了基于SDN架构的卫星网络体系,利用遥测遥控技术来实时监测卫星网络负载情况,将信赖域策略优化算法部署于控制器,利用机器学习算法辅助网络负载均衡路由策略。文献[7]提出了基于SDN/NFV的新型卫星互联网架构,将卫星网络中的硬件模块虚拟化为软件模块,不仅可以实现卫星网络的灵活配置,还解决了卫星网络中硬件设备昂贵的问题。

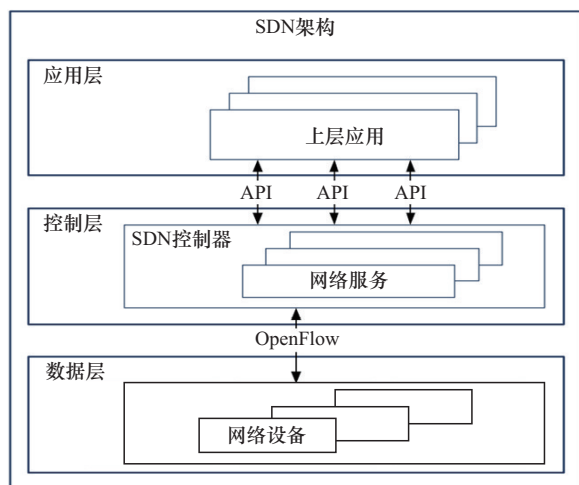


图1 SDN网络架构

1.3 卫星网络流量负载均衡

卫星网络中的流量负载均衡是指对通过卫星网络传输的数据流量进行有效管理和分配的过程，LEO卫星网络具有网络拓扑动态变化、星上资源有限、太空环境复杂等特点，网络流量负载均衡算法是确保高效利用卫星网络资源、优化用户体验和保障业务服务质量的关键。LEO卫星网络中常见的负载均衡方法有局部负载均衡与全局负载均衡^[8]两大类。

(1) 局部负载均衡研究

局部负载均衡即允许每颗卫星根据自身流量状态独立做出负载均衡决策。文献[9]提出了一种显式的负载均衡（explicit load balancing, ELB）算法，ELB中卫星节点根据链路队列的占用情况分别被标记为空闲、较忙和繁忙3种状态，当一颗卫星由较忙状态变为繁忙状态时，会向邻居节点显式发送拥塞通知，邻居卫星收到后，会降低发送到拥塞卫星的流量速率，并将部分流量转发至不含拥塞卫星的替代路径。文献[10]提出了基于信号灯的流量（traffic-light-based routing, TLR）负载均衡算法，TLR进一步考虑了当前输出链路和下一跳卫星节点的拥塞情况，卫星节点会和所有邻居节点交换状态信息，并根据每条输出链路的实时排队信息以及下一跳的节点状态信息为每条输出链路分配不同的信号灯颜色，卫星根据实时信号灯颜色来选择链路。文献[11]提出一种基于多目标模拟退火的负载均衡路由算法，该算法在路径更新阶段引入了拥塞节点的连续邻居集合，通过模拟退火算法从集合中筛选出替代拥塞节点的最佳节点。文献[12]提出了一种基于低轨卫星网络的分布式探测路由（distributed detection routing, DDR）负载均衡算法，将卫星节点的负载

感知范围从单跳扩展至两跳，并通过设计不同业务优先级来寻找最优转发策略。文献[13]提出一种基于遗传优化和人工蜂群（genetic optimization and artificial bee colony, GABC）的低轨卫星网络负载均衡路由算法，通过将遗传优化算法与人工蜂群算法相结合，对到达目的卫星节点的路径进行交叉操作，避免陷入局部最优，并设置抗拥塞机制，进行拥塞判断与处理，降低选择拥塞链路的概率。

卫星网络局部负载均衡方法能快速适应卫星网络中流量变化，实时缓解网络流量拥塞情况，但由于卫星只能探测到周围小范围内节点的卫星负载状态，易陷入局部最优情况。

(2) 全局负载均衡研究

全局负载均衡则是通过收集网络全局的流量状态信息，结合当前网络状态做出最优流量均衡决策。文献[14]提出了一种紧凑显式多径路由（compact explicit multipath routing, CEMR）负载均衡算法，CEMR算法根据链路传输时延将流量分配到 k 条最短路径上从而实现流量负载均衡。文献[15]提出了一种面向LEO卫星网络的卫星链路状态路由（satellite link state routing, SLSR）负载均衡算法，SLSR算法将链路传输时延和期望排队时延共同作为链路代价来计算路由表，使网络的数据流量不会过度集中于最短链路。文献[16]提出了一种基于SDN的改进强化学习负载均衡算法，在控制器上部署基于Q学习的改进强化学习算法，通过路径跳数和当前链路带宽选择流量传输路径，同时根据当前卫星网络的反馈信息自适应优化流量负载均衡策略。文献[17]提出了一种支持QoS的高性能低轨道卫星星间路由算法，通过高轨卫星获取星间链路的流量状态，定义链路负载矩阵和链路负载度函数，针对不同业务服务类型定义权重因子矩阵，结合负载和QoS需求计算最优路径。文献[18]提出了一种基于卷积双时延深度确定性策略梯度的多路径路由（convolutional twin delayed deep deterministic policy gradient multipath routing, CTD3-MR）算法。该算法将CTD3作为智能体部署于控制器，将动态变化的链路剩余带宽、传输时延、丢包率和时空等级等网络状态参数输入智能体进行训练，生成最优路由策略转发至卫星节点实现多路径传输。

卫星网络全局负载均衡方法能够从全网的角度进行负载均衡，充分利用网络资源，能够保证全局最优，但应对速率较慢。

1.4 小结

针对上述算法的不足，本文提出了DLB-ACO算法。

对比近年来典型低轨卫星网络流量负载均衡算法,DLB-ACO算法结合了SDN架构的集中控制和全局视图优势以及蚁群算法的分布式路径优化能力,综合考虑了QoS指标和链路负载来进行流量负载均衡。SDN控制器能实时掌握网络状态并灵活控制流量转发,蚁群算法则通过模拟蚂蚁觅食的群体智能行为,高效搜索较优负载均衡路径。这一结合既能适应LEO卫星网络的动态变化,又能实现流量的合理分配,从而提高网络性能和资源利用率。近年来典型低轨卫星网络流量负载均衡算法对比见表1。

2 软件定义低轨卫星网络拓扑模型

本文设计了基于SDN的LEO卫星网络模型,地面控制器负责控制管理整个卫星网络,集中进行路由计算和流表下发,从而节约星上计算、存储资源,控制器实时监控网络变化,当发现网络拓扑状态变化后,便按照当前拓扑和网络负载情况重新计算流量负载路径。LEO卫星上部署的SDN交换机则充当卫星网络数据平面,仅负责网络状态信息的收集和流量转发,自身不做决策。具体架构如图2所示。

表1 近年来典型低轨卫星网络流量负载均衡算法对比

算法	核心优化目标	关键创新机制	未解决问题(本文突破点)
SDN+QoS算法 ^[17]	QoS、负载均衡	定义链路稳定度与负载度函数	权重因子矩阵需人工预设,动态适配性不足
DDR算法 ^[12]	时延、丢包率、负载均衡	扩大卫星节点负载感知范围	分布式探测范围有限,易陷入局部最优
CTD3-MR算法 ^[18]	时延、丢包率、负载均衡	基于SDN架构部署CTD3智能体,通过 k 条最短路径筛选并按权重比分流	1.深度强化学习模型需大量训练数据,算力消耗高; 2.多路径分流可能忽略局部优质链路
GABC算法 ^[13]	时延、传输开销比、负载均衡	将遗传优化算法与人工蜂群算法结合,设置3级拥塞状态及对应信息素更新规则	1.遗传交叉操作复杂度高,大规模卫星网络适配性差; 2.过度依赖蜂群与遗传算法局部寻优
DLB-ACO算法(本文算法)	业务服务质量、负载均衡	利用SDN实时更新链路状态,动态调整信息素与启发式信息权重,提出新的蚂蚁状态转移机制及多路径信息素更新规则	1.算法复杂度低,无须大规模训练数据; 2.利用SDN全局链路状态实时更新信息素,解决传统蚁群对拓扑动态变化响应慢的问题; 3.结合集中控制与分布式寻路,解决负载感知范围有限导致的局部最优问题

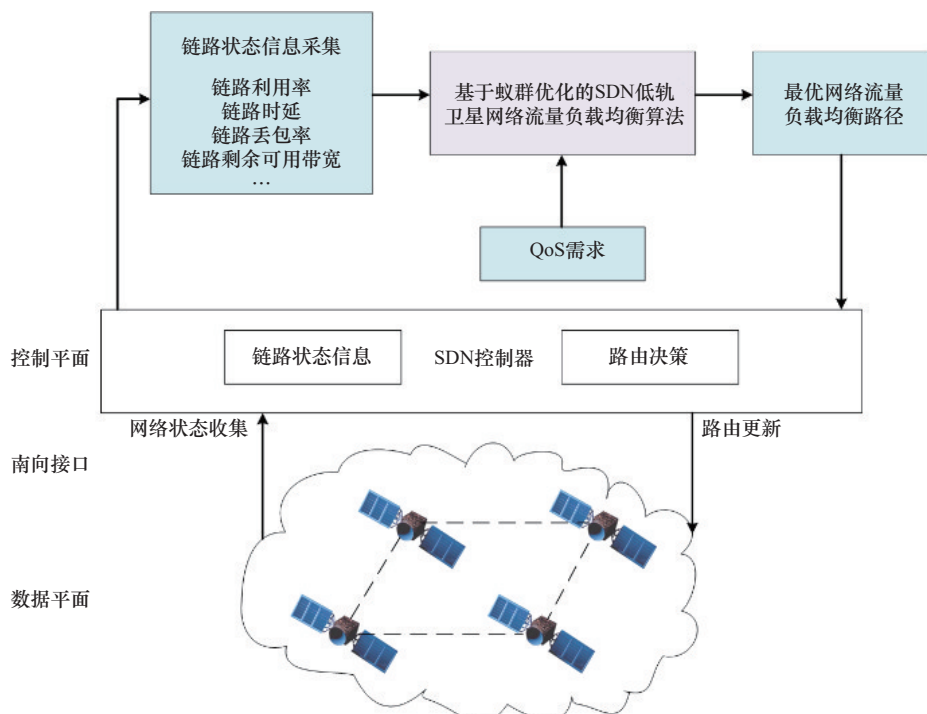


图2 软件定义低轨卫星网络架构

将基于 SDN 的 LEO 卫星网络模型建模为图 $G = (V, E)$ ，其中 V 和 E 分别表示网络节点集合和链路集合。 (k, l) 表示节点 k 和节点 l 间的一跳链路， $p(s, d)$ 表示从源节点 s 到目的节点 d 的一条路径，其中，节点 $k, l, s, d \in V$ 。本文定义每一跳链路的综合评价参数为 $\text{cost}(k, l)$ ，这是链路当前通信时延 $\text{delay}(k, l)$ 、剩余可用带宽 $\text{band}(k, l)$ 和丢包率 $\text{loss}(k, l)$ 归一化后的加权之和，计算公式如下：

$$\begin{aligned} \text{cost}(k, l) = & w_1 \cdot \text{delay}_{\text{new}}(k, l) \\ & + w_2 \cdot (1 - \text{band}_{\text{new}}(k, l)) \\ & + w_3 \cdot \text{loss}_{\text{new}}(k, l) \end{aligned} \quad (1)$$

其中， $w_i (i = 1, 2, 3)$ 分别表示通信时延、剩余可用带宽和丢包率的相对权重，且 $\sum w_i = 1$ ，并根据 QoS 需求设计相应权重。 $\text{delay}_{\text{new}}(k, l)$ 为链路 (k, l) 的归一化通信时延， $\text{band}_{\text{new}}(k, l)$ 为链路 (k, l) 的归一化剩余可用带宽， $\text{loss}_{\text{new}}(k, l)$ 为链路 (k, l) 的归一化丢包率，归一化公式如下

$$x_{\text{new}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

其中， x_{new} 为归一化后的数据值， x 为原始数据值， $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 为数据中的最大值与最小值。通信时延和剩余可用带宽可以直接进行归一化处理，而考虑到丢包率为指数数据，还需要先取对数处理后再对其进行归一化处理。

$$x_{\text{new}} = \frac{\log(x) - \log(x_{\min})}{\log(x_{\max}) - \log(x_{\min})} \quad (3)$$

3 蚁群优化流量负载均衡算法

本文提出的 DLB-ACO 算法结合了 SDN 的集中控制和全局视图优势以及蚁群算法的路径优化能力，算法框架如图3所示。

对比 ACO 算法，DLB-ACO 算法进行了优化创新，具体见表2。

表2 ACO算法与DLB-ACO算法对比

创新机制	ACO	DLB-ACO
启发式信息设计	基于单一指标	基于链路与负载
信息素更新机制	仅依赖路径长度	基于链路与负载
路径选择机制	纯概率选择	自适应贪婪概率
核心优化目标	最短路径	路径质量+网络负载均衡(多目标协同)

3.1 结合贪心策略与概率驱动的路径选择机制

蚁群算法的蚂蚁状态转移公式为：

$$P_{(k,l)}^q(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{(k,l)}(t))^\alpha (\eta_{(k,l)}(t))^\beta}{\sum_{s_1 \in V_1} (\tau_{(k,s_1)}(t))^\alpha (\eta_{(k,s_1)}(t))^\beta}, & s_1 \in V_1 \\ 0, & s_1 \notin V_1 \end{cases} \quad (4)$$

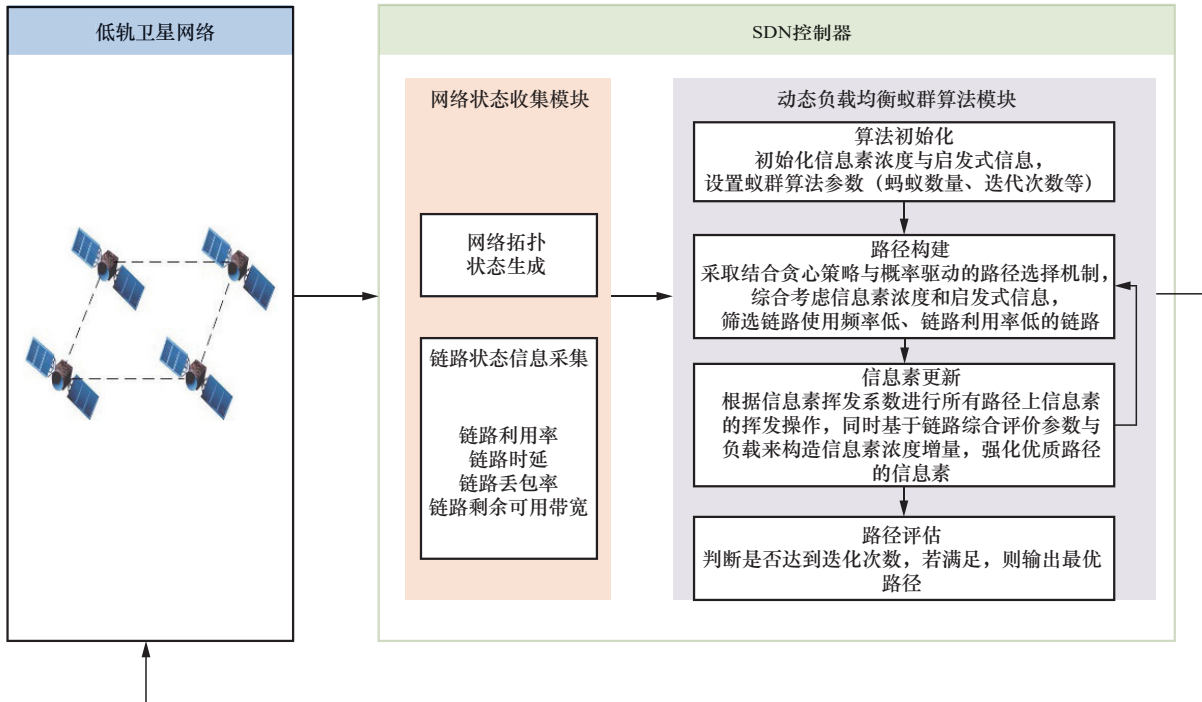


图3 DLB-ACO算法框架

其中, $P_{(k,l)}^q(t)$ 为蚂蚁 q 从卫星 k 转移到卫星 l 的概率; V_1 为蚂蚁 q 的下一跳节点集合; $\tau_{(k,l)}(t)$ 为 t 时刻链路 (k,l) 上的信息素浓度; α 为信息素重要性因子, 用于衡量信息素在路径选择中的权重; $\eta_{(k,l)}(t)$ 为 t 时刻链路 (k,l) 上的启发式信息; β 为启发式信息重要性因子, 用于衡量启发式信息在路径选择中的权重。此时蚂蚁仅根据信息素浓度和启发式信息计算转移概率, 并选择下一节点, 算法的探索性不足, 容易在早期迭代中就收敛至局部最优解而非全局最优解。

因此本文提出了结合贪心策略与概率驱动的路径选择机制, 通过引入选择概率 q_0 , 可以增加路径选择的多样性, 避免过早收敛至局部最优解。假设当前节点为卫星 k , 当蚂蚁选择下一节点时, 会生成随机数 $q(q \in [0,1])$, 当随机数 $q < q_0$ 时, 蚂蚁会选择使路径分数 $S_{(k,l)}$ 最大的邻居节点卫星 l ; 否则, 蚂蚁会按照概率 $Q_{(k,l)}^q(t)$ 随机选择下一节点。改进后的蚂蚁状态转移规则如式(5)所示:

$$l = \begin{cases} \arg \max_{l \in V_1} \{S_{(k,l)}(t)\} & , q < q_0 \\ Q_{(k,l)}^q(t) & , q \geq q_0 \end{cases} \quad (5)$$

其中,

$$S_{(k,l)}(t) = \frac{(\tau_{(k,l)}(t))^\alpha (\eta_{(k,l)}(t))^\beta}{u_{(k,l)}(t) \cdot (1 + \text{utilization}_{(k,l)}(t))} \quad (6)$$

$$Q_{(k,l)}^q(t) = \frac{S_{(k,l)}(t)}{\sum_{s_1 \in V_1} S_{(k,s_1)}(t)} \quad (7)$$

其中, $u_{(k,l)}(t)$ 为 t 时刻链路 (k,l) 的链路使用频率, $\text{utilization}_{(k,l)}(t)$ 为 t 时刻链路 (k,l) 的链路利用率, 本文通过引入 $u_{(k,l)}(t)$ 和 $\text{utilization}_{(k,l)}(t)$, 在蚂蚁选择下一个节点时, 不仅考虑信息素浓度和启发式信息, 还会倾向于选择链路使用频率低、链路利用率低的链路, 从而达到流量负载均衡的目的。

3.2 基于链路综合评价参数与负载的多路径信息素更新规则及启发式信息

蚁群算法的信息素更新规则为:

$$\tau_{(k,l)}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{(k,l)}(t) + \Delta\tau_{(k,l)}(t) \quad (8)$$

$$\Delta\tau_{(k,l)}(t) = \sum_{q=1}^m \Delta\tau_{(k,l)}^q(t) \quad (9)$$

$$\Delta\tau_{(k,l)}^q(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_q}, & \text{第 } q \text{ 只蚂蚁本次寻路经过链路 } (k,l) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中, ρ 为信息素挥发系数且 $\rho \in (0,1)$, 用于模拟蚁群信息素的自然消散过程, 避免算法过早收敛; $\Delta\tau_{(k,l)}(t)$ 为 t 时刻链路 (k,l) 上的蚁群信息素增量; $\Delta\tau_{(k,l)}^q(t)$ 为蚂蚁 q 在 t 时刻链路 (k,l) 上的蚁群信息素增量; Q 为信息素强度, 通常为常数; L_q 为第 q 只蚂蚁本次寻路经过的路径长度。基本蚁群算法的信息素更新规则简单, 仅依赖路径长度对当前迭代最优路径进行信息素更新, 单一路径强化容易使算法陷入局部最优解。因此, 本文提出了基于链路综合评价参数与负载的多路径信息素更新规则, 使蚁群能够实时感知当前链路的时延、剩余可用带宽、丢包率和负载情况。在改进算法中, 多条链路会同步进行信息素更新操作, 既能强化当前迭代中的最优路径, 又不过分依赖单一解, 从而实现全局优化。改进后的信息素更新规则如下:

$$\tau_{(k,l)}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{(k,l)}(t) + \Delta\tau_{(k,l)}(t) \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{(k,l)}(t) = \begin{cases} \frac{\text{hop}_{(k,l)}(t) \cdot (1 - \text{high}_{\text{utilization_ratio}})}{\text{cost}_{(k,l)}(t) \cdot u_{(k,l)}(t)}, & (k,l) \in U_1 \\ 0, & (k,l) \notin U_1 \end{cases} \quad (12)$$

其中, U_1 是当前迭代中的较优路径集合, 每只蚂蚁构建完路径后, 会根据式 (1) 计算链路的综合评价参数 $\text{cost}_{(k,l)}(t)$, 包括链路的时延、剩余可用带宽以及丢包率, 算法将所有链路按照综合评价参数进行排序, 并选取前 10% 作为较优路径进行信息素更新; $\text{hop}_{(k,l)}(t)$ 定义为跳数惩罚, 是当前路径跳数的倒数, 使得蚂蚁倾向于选择跳数更少路径; $\text{high}_{\text{utilization_ratio}}$ 定义为网络高利用率链路比例, 当链路负载高于 70% 时, 便认为该链路已处于高利用状态, 引入该参数使得蚂蚁倾向于选择使网络高利用率链路比例降低的路径, 从而进一步实现网络流量负载均衡。

在蚁群算法中, 除信息素浓度外, 启发式信息也是引导蚂蚁搜索方向的关键因素, 能够帮助算法更高效收

敛至最优路径，本文基于链路综合评价参数与负载设计了如下启发式信息，综合考虑链路 QoS 与链路负载，使得蚂蚁倾向于选择“低时延、低丢包、低负载、高可用带宽”的路径。

$$\begin{aligned} \text{heuristic}_{(k,l)}(t) = & w_1 \cdot (1 - \text{delay}_{\text{new}}(k,l)) + \\ & w_2 \cdot \text{band}_{\text{new}}(k,l) + w_3 \cdot (1 - \text{loss}_{\text{new}}(k,l)) + \\ & w_4 \cdot (1 - \text{utilization}_{(k,l)}(t)) \end{aligned} \quad (13)$$

综上，本文提出的 DLB-ACO 算法步骤描述如下。

(a) 初始化网络中的链路状态与 DLB-ACO 算法中的基本参数，得到网络拓扑图 $G=(V,E)$ ，并开始搜索最优路径。

(b) 将源节点 s 设置为蚂蚁的当前节点，并加入路径中，设置迭代次数 $N_c = N_c + 1$ 。

(c) 蚂蚁根据当前的蚂蚁状态转移机制，即式(5)、(6)、(7)选择下一跳节点，并将选择的节点加入路径中。

(d) 蚂蚁判断当前节点是否为目的节点，若是，则蚂蚁本次寻路成功，跳转到步骤 (f)；否则，执行步骤 (e)。

(e) 蚂蚁判断当前节点的下一跳节点集合是否为空，若为空，则判定寻路失败；否则，执行步骤 (c)。

(f) 目的节点 d 按照综合评价参数 $\text{cost}(p(s,d))$ 选择一条最优路径，其余蚂蚁原路返回，筛选出较优路径集合，并按照式 (11)、(12) 更新信息素浓度。

(g) 若 $N_c = N_{\max}$ ，则算法循环结束，输出最优路径，否则，返回步骤 (b)。

4 仿真验证

4.1 仿真场景与参数设置

本文采用系统工具箱 (system tool kit, STK) 和 Python 软件并基于容器技术进行联合仿真。LEO 极轨星座参数见表 3，LEO 倾斜轨星座参数见表 4。STK 是一款专业的航天系统分析与仿真软件，能够提供真实的卫星轨道与链路模型文件，通过容器技术创建网络节点，从而搭建整个 LEO 卫星网络的底层物理拓扑与动态拓扑变化。基于 RYU 控制器构建的网络 SDN 控制器通过 Python 语言进行控制，可通过 OpenFlow 协议获取网络状态信息，对信息进行解析处理生成链路文件，再基于链路文件进行负载均衡路由计算。

表 3 LEO 极轨星座参数

轨道参数	理论参数
轨道高度	860 km
轨道倾角	86°
卫星数量	60 颗
轨道个数	6 个
相位因子	3
相邻轨道面夹角	15.5°
轨道周期	6 156 s
星间链路	2 同轨 2 异轨
节点序号	PLEO-01-01、PLEO-01-02、…、PLEO-06-10

表 4 LEO 倾斜轨星座参数

轨道参数	理论参数
轨道高度	1 100 km
轨道倾角	50°
卫星个数	864 颗
轨道个数	24 个
相位因子	1
相邻轨道面夹角	15°
轨道周期	6 436 s
星间链路	2 同轨、每 3 颗卫星 2 异轨
节点序号	ILEO-01-01、ILEO-01-02…PLEO-24-36

考虑到 LEO 卫星网络中流量的分布极不均匀，且网络拥塞多表现为局部拥塞而非全局拥塞。本文设计了 3 种卫星网络的流量场景来验证所提 DLB-ACO 算法的优越性，分别是局部轻载场景、局部中等负载场景及局部拥塞场景。实验选取 LEO 卫星网络中相邻的两轨卫星为一个局部区域，并定义各场景的局部区域平均链路利用率：局部轻载场景为 20%，局部中等负载场景为 50%，局部拥塞场景为 80%。在上述 3 种不同流量场景下，分别对比 DLB-ACO 算法、Dijkstra 算法和 ACO 算法应用于整个 LEO 卫星网络时的以下性能参数。

(a) 网络平均链路利用率：即当前 LEO 卫星网络中链路利用率的平均值，在相同流量负载的情况下，可以认为网络平均链路利用率越低，网络能承受的流量输入更多，则网络的流量负载均衡能力越强。

(b) 高利用率链路比例：定义网络链路高利用率阈值为 70%，当链路负载高于 70% 时，认为该链路为高利用率链路，高利用率链路比例即为高利用率链路在当前 LEO 卫星网络链路中的比例，该比例越低，说明当前网络流量负载越均衡，网络没有出现过度负载情况。

(c) 路径平均最小带宽对比：定义路径最小带宽为在流量转发路径中每一跳链路的最小带宽，路径平均最小带宽则为当前状态下所有路径最小带宽的平均值，该

值越大,说明网络平均可用带宽越多,负载能力越强。

(d) 路径平均时延:定义路径时延为在流量转发路径中每一跳链路的时延累加,路径平均时延则为当前状态下所有路径时延的平均值,该值越小,说明网络时延越低。

(e) 路径平均丢包率:定义路径丢包率为 $\text{loss}(p(s,d))$,见式(14),路径平均丢包率为当前状态下所有路径丢包率的平均值,该值越小,说明网络丢包率越低。

$$\text{loss}(p(s,d))=1-\prod_{(m,n)\text{为路径}p(s,d)\text{上的一条链路}}(1-\text{loss}(m,n)) \quad (14)$$

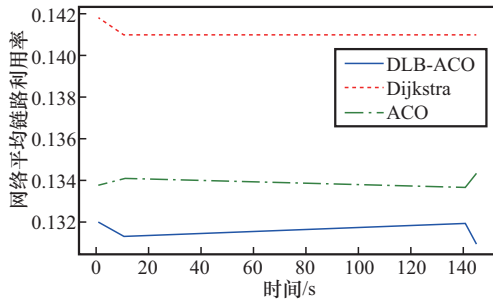
4.2 仿真结果分析

本文分别在局部轻载场景、局部中等负载场景和局部拥塞场景3种场景下对所提DLB-ACO算法、Dijkstra算法和ACO算法进行仿真实验,并针对路径平均时延、路

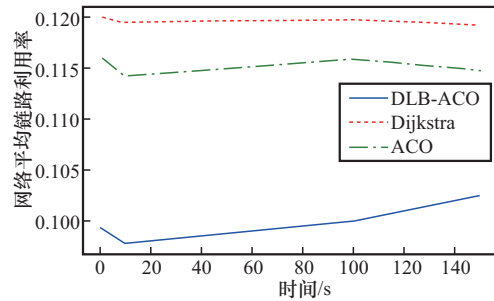
径平均丢包率、路径平均最小带宽、网络平均链路利用率等性能指标进行分析对比。

在局部轻载场景下,相同流量情况时的3种算法对比结果如图4所示。

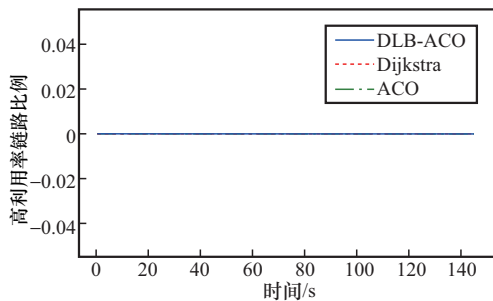
图4(a)为60星座网络平均链路利用率对比,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了2.3%和7.2%的网络平均链路利用率;图4(b)为864星座网络平均链路利用率对比,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了16.2%和20.2%的网络平均链路利用率,网络负载能力均相对提高;图4(c)与图4(d)分别为60星座、864星座高利用率链路比例对比,由于此时网络负载较低,因此不存在高利用率链路;图4(e)~图4(j)为60星座、864星座路径平均最小带宽、平均时延和平均丢包率对比,对比路径平均最小带宽、平均时延和平均丢包率指标,DLB-ACO算法除时延稍高于Dijkstra算法外,其余参数均显著优于ACO算法和



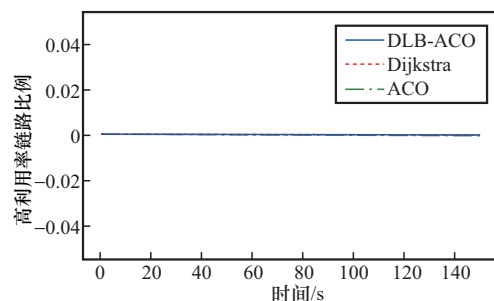
(a) 60星座网络平均链路利用率对比



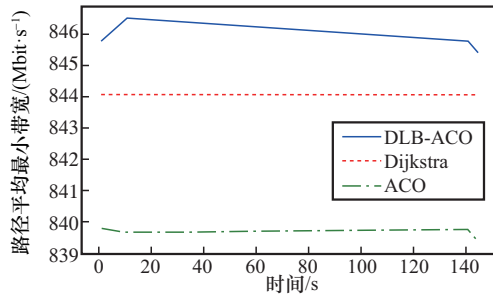
(b) 864星座网络平均链路利用率对比



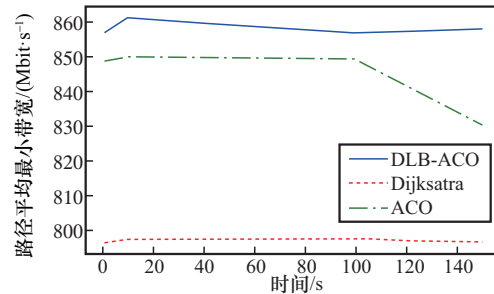
(c) 60星座高利用率链路比例对比



(d) 864星座高利用率链路比例对比



(e) 60星座路径平均最小带宽对比



(f) 864星座路径平均最小带宽对比

图4 局部轻载场景下的3种算法对比

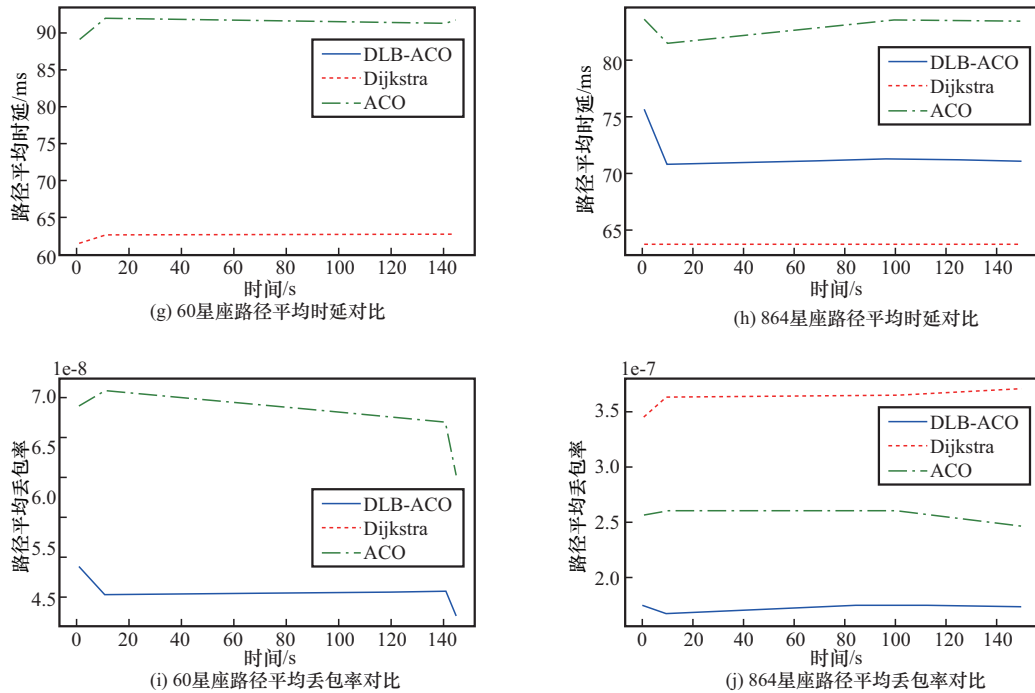


图4 局部轻载场景下的3种算法对比(续)

Dijkstra算法,这是因为DLB-ACO算法相较于Dijkstra算法不只考虑路径时延,还考虑了带宽、丢包率和当前负载情况。

在局部中等负载场景下,相同流量情况时的3种算法对比结果如图5所示。

图5(a)为60星座网络平均链路利用率对比,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了14.6%和29.3%的网络平均链路利用率;图5(b)为864星座网络平均链路利用率对比,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了13.1%和18.4%的网络平均链路利用率。DLB-ACO算法下,60星座和864星座的网络负载能力均有一定提高;图5(c)和图5(d)分别为60、864星座高利用率链路比例对比,由于此时网络负载适中,依然不存在高利用率链路;相较于局部轻载场景,中等负载场景下,60星座下的DLB-ACO算法性能优越性更明显,而864星座下的DLB-ACO算法性能优越性则变化不大,这是因为在大规模网络下,可选路径增多,局部负载的正常增大对网络性能的影响不大。

在局部拥塞场景下,相同流量情况时的3种算法对比结果如图6所示。

图6(a)为60星座网络平均链路利用率对比,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了22.2%和42.6%的网络平均链路利用率;图6(b)为864

星座网络平均链路利用率对比,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了9.4%和26.1%的网络平均链路利用率,网络负载能力均显著提高;图6(c)为60星座高利用率链路比例对比,由于此时网络流量处于局部拥塞场景,即部分链路负载为80%,3种算法均出现高利用率链路,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了28.6%和68.4%;图6(d)为864星座高利用率链路比例对比,相比ACO算法和Dijkstra算法,DLB-ACO算法分别降低了33.3%和39.4%的高利用率链路,大幅减少了网络中出现链路过载的情况。

4.3 小结

在多种场景下,相较于Dijkstra算法和ACO算法,DLB-ACO算法均展现出显著优势:在60星座规模下,分别平均提高了36.9%和16.9%的网络流量负载均衡能力;在864星座规模下,分别平均提高了26%和18%的网络流量负载均衡能力。特别是在网络局部负载拥塞场景中,DLB-ACO算法的流量负载均衡能力尤为突出,在相同流量负载的情况下,能有效降低网络的平均链路利用率与高利用率链路比例。相较于60星座,864星座规模下的DLB-ACO算法性能虽稍微降低,但仍显著优于对比算法。相较于Dijkstra算法,DLB-ACO算法不只考虑路径时延,还考虑了路径剩余可用带宽、丢包率和负载情况,同时充分发挥了自适应算法的优越性,既考虑了链路即

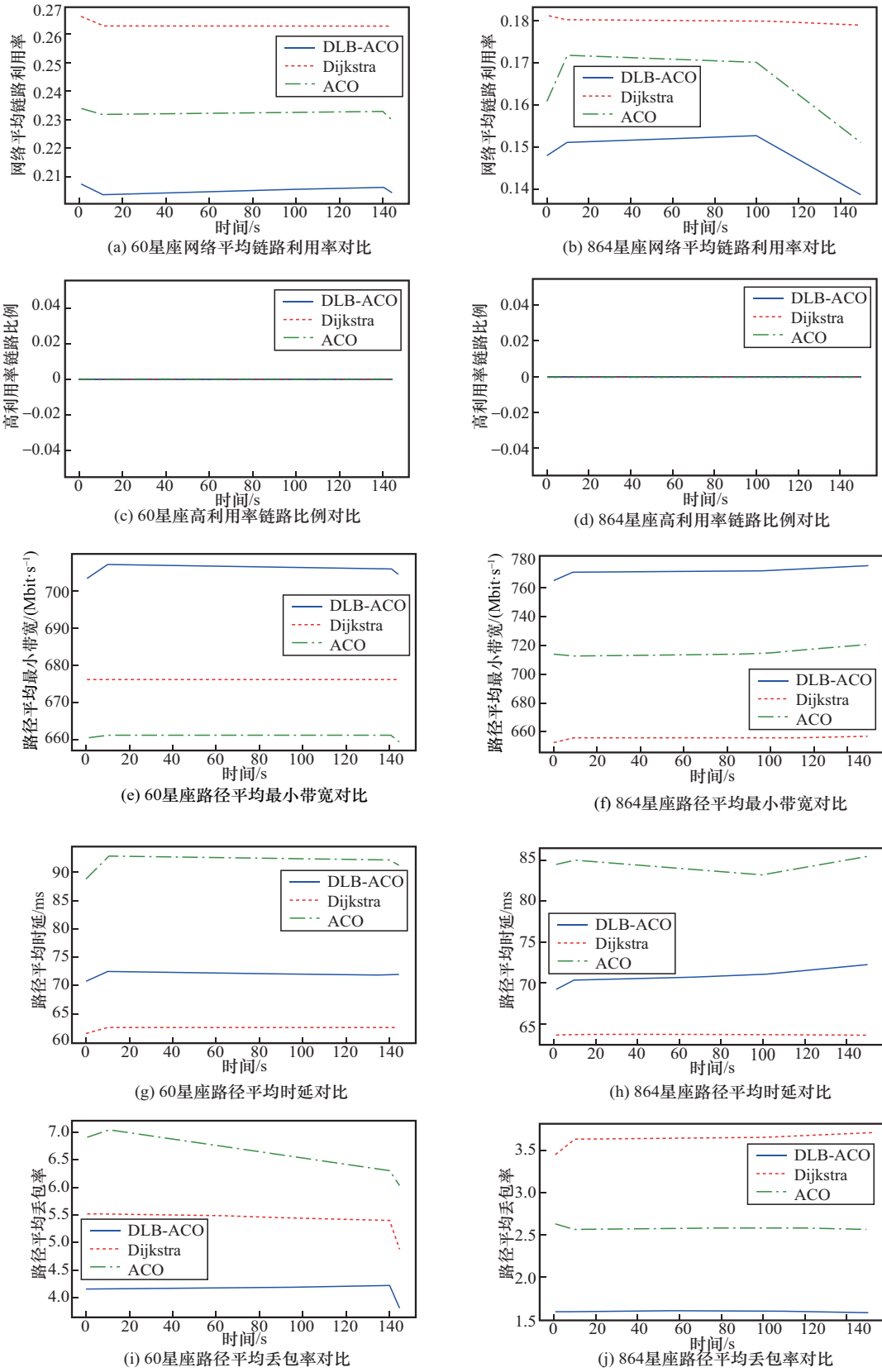


图5 局部中等负载场景下的3种算法对比

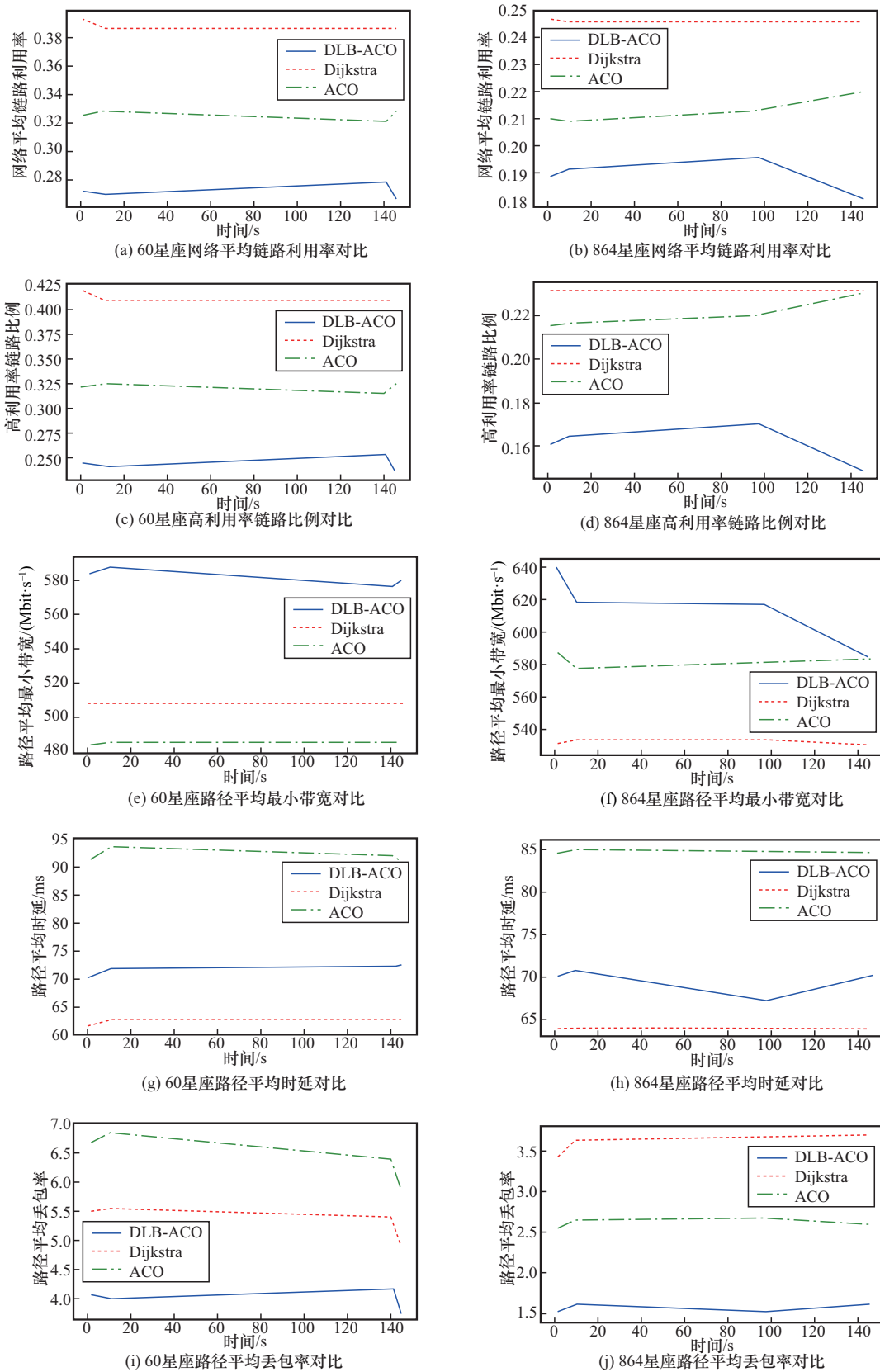


图6 局部拥塞场景下的3种算法对比

时性能,又关注了网络的历史路径信息。相较于 ACO 算法,DLB-ACO 算法通过结合贪心策略与概率驱动的路径选择机制,基于链路综合评价参数与负载的多路径信息素更新规则及启发式信息,结合链路时延、剩余可用带宽、丢包率和链路负载情况设计蚁群的启发式信息与信息素更新规则,且使得蚂蚁在选择下一个节点时,不仅考虑当前的信息素浓度和启发式信息,还会以固定概率倾向于选择链路利用频率低、链路利用率低的链路,既实现了网络的流量负载均衡,又有效避免传统蚁群算法的局部收敛问题。

5 结束语

本文提出了一种基于蚁群优化的软件定义低轨卫星网络流量负载均衡算法,即 DLB-ACO 算法。该算法通过对链路的可用带宽、时延、丢包率 3 个参数设计综合路径权重值,提出网络链路利用率、高利用率链路比例等负载评价指标,优化了蚁群算法中的蚂蚁状态转移机制、信息素浓度更新规则与启发式信息构建方式,提高了算法的性能,既能满足网络 QoS 需求,又能实现网络流量负载均衡。仿真实验结果表明,与 Dijkstra 算法和 ACO 算法相比,本文提出的 DLB-ACO 算法在路径时延、丢包率、链路最小带宽等指标上表现优越,在网络负载均衡能力方面更具显著优势。未来研究将针对巨型低轨卫星网络场景展开,对算法做进一步优化。

参考文献

- [1] 宁云潇.大规模低轨卫星网络流量规划关键技术研究[D].北京:北京邮电大学,2025.
NING Y X. Research on key technologies of traffic planning for large-scale low earth orbit satellite networks[D]. Beijing: University of Posts and Telecommunications, 2025.
- [2] 马伟,肖嵩,周诤,等.基于分段路由的低轨星座蚁群优化负载均衡路由算法[J].宇航学报,2025,46(1):129-140.
MA W, XIAO S, ZHOU Q, et al. LEO constellation ant colony optimization load balancing routing algorithm based on segmented routing[J]. Journal of Astronautics, 2025, 46(1): 129-140.
- [3] 赵晶蕊,刘江,张然,等.基于蚁群算法的 LEO 卫星网络 QoS 优化路由[J].无线电通信技术,2021,47(5):590-595.
ZHAO J R, LIU J, ZHANG R, et al. Optimization of QoS routing on LEO satellite network based on ant colony algorithm[J]. Radio Communications Technology, 2021, 47(5): 590-595.
- [4] GREENE K. Software-defined networking[J]. Technology Review, 2009, 112(2):54.
- [5] DU P Y, NAZARI S, MENA J, et al. Multipath TCP in SDN-enabled LEO satellite networks[C]//Proceedings of MILCOM 2016-2016 IEEE Military Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2016: 354-359.
- [6] 李新桐.低轨卫星通信系统业务流量调度关键技术研究[D].北京:中国电子科技集团公司电子科学研究院,2021.
LI X T. Research on key technologies of traffic scheduling in LEO satellite communication system[D]. Beijing: China Academy of Electronics and Information Technology, 2021.
- [7] 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.
- [8] 刘子鸾.卫星网络路由与流量控制关键技术研究[D].北京:北京邮电大学,2018.
LIU Z L. Research on the key technologies of routing and traffic control for satellite networks[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [9] TALEB T, MASHIMO D, JAMALIPOUR A, et al. Explicit load balancing technique for NGE0 satellite IP networks with on-board processing capabilities[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2009, 17(1): 281-293.
- [10] SONG G H, CHAO M Y, YANG B W, et al. TLR: a traffic-light-based intelligent routing strategy for NGE0 satellite IP networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(6): 3380-3393.
- [11] ZHOU Y H, CHEN H M, DOU Z B. MOLM: alleviating congestion through multi-objective simulated annealing-based load balancing routing in LEO satellite networks[J]. Future Internet, 2024, 16(4): 109.
- [12] 许向阳,董俭奥.基于低轨卫星网络的分布式探测负载均衡路由算法[J].信息化研究,2025,51(2):16-22.
XU X Y, DONG J A. Distributed detection load balancing routing algorithm based on low-orbit satellite network[J]. Informatization Research, 2025, 51(2): 16-22.
- [13] 邓霞,郝苗苗,林武城.基于遗传优化和人工蜂群的低轨卫星网络负载均衡路由算法[J].天地一体化信息网络,2024,5(2):13-22.
DENG X, HAO M M, LIN W C. Load balancing routing algorithm based on genetic optimization and artificial bee colony in LEO satellite network[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2024, 5(2): 13-22.
- [14] BAI J J, LU X C, LU Z X, et al. Compact explicit multi-path routing for LEO satellite networks[C]//Proceedings of 2005 Workshop on High Performance Switching and Routing. Piscataway: IEEE Press, 2005: 386-390.
- [15] YAN H C, ZHANG Q J, SUN Y. A novel routing scheme for LEO satellite networks based on link state routing[C]//Proceedings of

the 2014 IEEE 17th International Conference on Computational Science and Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2014: 876-880.

- [16] 孙明杨. 基于SDN的低轨卫星网络负载均衡机制研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2022.

SUN M Y. Research on load balancing mechanism of low orbit satellite network based on SDN[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022.

- [17] 王奎宇, 宋晓勤, 缪娟娟, 等. 基于SDN的高性能QoS保障低轨道卫星星间路由算法[J]. 计算机工程, 2022, 48(5): 185-190.

WANG K Y, SONG X Q, MIAO J J, et al. SDN-based high-performance and QoS guaranteed inter-satellite routing algorithm for low-earth orbit satellites[J]. Computer Engineering, 2022, 48(5): 185-190.

- [18] 魏德宾, 张怡, 许平多, 等. 基于卷积双延迟深度确定性策略梯度的卫星网络多路径路由算法[J]. 计算机科学, 2025, 52(11): 280-288.

WEI D B, ZHANG Y, XU P D, et al. Multipath routing algorithm for satellite networks based on convolutional twin delay deep deterministic policy gradient[J]. Computer Science, 2025, 52(11): 280-288.

[作者简介]



周欣 (2001-), 女, 中国电子科技集团有限公司电子科学研究院硕士生, 主要研究方向为卫星通信网络。



丁文慧 (1987-), 女, 中国电子科技集团有限公司电子科学研究院高级工程师, 主要研究方向为卫星通信网络。



丁春旭 (1998-), 男, 中国电子科技集团有限公司电子科学研究院助理工程师, 主要研究方向为卫星通信系统仿真、卫星通信网络路由。



成俊峰 (1991-), 女, 中国电子科技集团有限公司电子科学研究院工程师, 主要研究方向为卫星通信网络。



陆洲 (1970-), 男, 中国电子科技集团有限公司电子科学研究院研究员, 主要研究方向为卫星通信网络。