

# 卫星网络控制器动态部署优化方法

万颖<sup>1,2</sup>, 钱克昌<sup>1\*</sup>

(1. 航天工程大学航天信息学院, 北京, 101400; 2. 32151 部队, 河北邢台, 054000)

**摘要** 当前有关研究软件定义卫星网络控制器静态部署方法忽略了卫星网络拓扑的动态性、用户数据流量的不稳定性。综合卫星网络的动态特性, 基于软件定义卫星网络的架构, 通过设定的三门限值, 采用交换机迁移的方式, 提出了一种改进鲸鱼优化算法(MWOA)的多控制器动态部署方法, 有效地实现了多控制器动态部署。仿真实验表明: MWOA 相比于其他算法, 在交换机迁移开销、控制链路时延及负载均衡方面均有显著优势, 该方法能够进一步提升卫星网络的处理性能, 满足用户通信需求。

**关键词** 软件定义网络; 卫星网络; 控制器部署; 交换机迁移; 鲸鱼优化算法

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2022.05.010

**中图分类号** TN92 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2022)05-0064-07

## A Dynamic Deployment Optimization Method of Controller Based on Satellite Networks

WAN Ying<sup>1</sup>, QIAN Kechang<sup>1</sup>

(1. Aerospace Information Institute, Space Engineering University, Beijing 101400, China;  
2. Unit 32151, Xingtai 054000, Hebei, China)

**Abstract** Aimed at the problems that current research on the static deployment of software-defined satellite network controllers is ignorance of the dynamic topology of satellite networks, and the user data traffic is unsteady, a multi-controller dynamic deployment method based on the modified whale optimization algorithm (MWOA) is proposed in comprehensive utilization of the dynamic characteristics of satellite networks by setting three threshold values and adopting switch migration in combination of the software-defined satellite network architecture. The simulation results show that compared with other algorithms, MWOA has significant advantages of switching migration costs, controlling link delay, and load balancing. This method can further improve the processing performance of satellite networks and meet the needs of communication for users.

**Key words** software-defined network; satellite networks; controller deployment; switch migration; whale optimization algorithm

用户数据的爆炸式增长和网络需求的激增无时无刻不冲击着卫星网络<sup>[1]</sup>。软件定义网络(SDN)拥

收稿日期: 2022-04-29

基金项目: 国家自然科学基金(61901523)

作者简介: 万颖(1992—), 女, 江苏海安人, 硕士生, 研究方向为空间信息网络与安全。E-mail: 1400176958@qq.com

通信作者: 钱克昌(1984—), 男, 江苏邳州人, 副教授, 研究方向为空间信息网络与安全。E-mail: qiankechang@126.com

**引用格式:** 万颖, 钱克昌. 卫星网络控制器动态部署优化方法[J]. 空军工程大学学报, 2022, 23(5): 64-70. WAN Ying, QIAN Kechang. A on Dynamic Deployment Optimization Method of Controller Based on Satellite Networks [J]. Journal of Air Force Engineering University, 2022, 23(5): 64-70.

有软件可编程的灵活性、集中管理控制的敏捷性、数据平面与控制平面解耦的便利性。软件定义卫星网络的出现,有效实现空间网络资源的灵活分配、增强卫星网络的控制能力,能够为用户提供细粒度的 QoS 保证<sup>[2]</sup>。

在 SDN 中,控制平面的控制器部署问题将直接影响资源调度和信息传输的效率<sup>[3]</sup>。当前大多数文献都是采用时间片的思想,忽略数据流量的波动,而研究卫星网络 SDN 控制器的静态部署问题<sup>[4]</sup>。然而,时间片变化时,卫星节点的高动态性、星间链路的频繁切换,导致卫星交换机节点在应对不同网络用户、服务需求时,数据流量会发生激烈变化,此时卫星控制器节点的处理能力可能会不堪重负,影响卫星网络的正常服务。

综合卫星网络 SDN 控制器静态部署存在的不足之处,杨力等人设计了空间信息网络多控制器动态部署的双门限迁移交换机策略<sup>[5]</sup>,但该策略仅以过载门限、欠载门限为交换机迁移依据,未详细剖析过载情况下整体过载时需添加控制器的情况,同时仿真未使用具体的算法,当网络拓扑结构较大时,计算量较大。Liao 等人基于 SDN 的空天一体化网络,提出了随时间片变化的动态交换机迁移策略<sup>[6]</sup>,引入控制器负载方差作为衡量负载均衡的依据,但盲目地以负载均衡为条件进行交换机迁移,会产生较大的交换机迁移开销。Chen 等人研究了 LEO 卫星网络控制器自适应动态配置和部署问题<sup>[7]</sup>,考虑了控制开销、时延和网络负载的影响,却没有考虑交换机迁移开销。

综合上述不足之处及卫星网络流量的动态变化,本文提出了卫星网络多控制器动态部署方法,采用交换机基于三门限值的动态迁移方式,以优化网络的迁移开销、动态迁移后的控制链路时延及负载均衡为目标,建立多控制器动态部署模型,使用改进的鲸鱼优化算法,通过动态改变 LEO 卫星控制器节点与交换机节点间的映射关系,以满足正常的通信需求。

## 1 基于 SDN 的卫星网络架构

基于 SDN 的卫星网络架构,其控制平面作为卫星网络的核心部分,采用层次型的控制架构,由 GEO 卫星、LEO 卫星和地面站组成。由于地面站独具计算能力强、资源丰富的优势,因此主控制器设置在地面站,并以全网视角动态管理整个卫星网络。综合 GEO 卫星具有覆盖广、相对地面静止的优势,但其空间链路长、通信时延大,因此将 GEO 卫星置

为区域控制器。LEO 卫星拥有低链路损耗、低通信时延,在实时、快速交互方面优势显著,因而将部分 LEO 卫星置为从控制器,剩余的 LEO 卫星置为交换机。从控制器可收集各自控制域内交换机的状态信息,当从控制器无法处理域内交换机业务请求时,从控制器可向区域控制器发送请求,区域控制器可与主控制器建立通信,随后主控制器做出决策,经由区域控制器分发至从控制器。

当前卫星网络架构中,从控制器不仅拥有从控制域内的局部网络视图,而且能够处理其域内交换机业务。可见,LEO 卫星网络是卫星网络转发平面的核心,因此本文主要分析 LEO 卫星网络,研究从控制器的动态部署问题。

## 2 多控制器动态部署方法

### 2.1 问题描述

基于 SDN 的卫星网络多控制器动态部署详细过程见图 1。

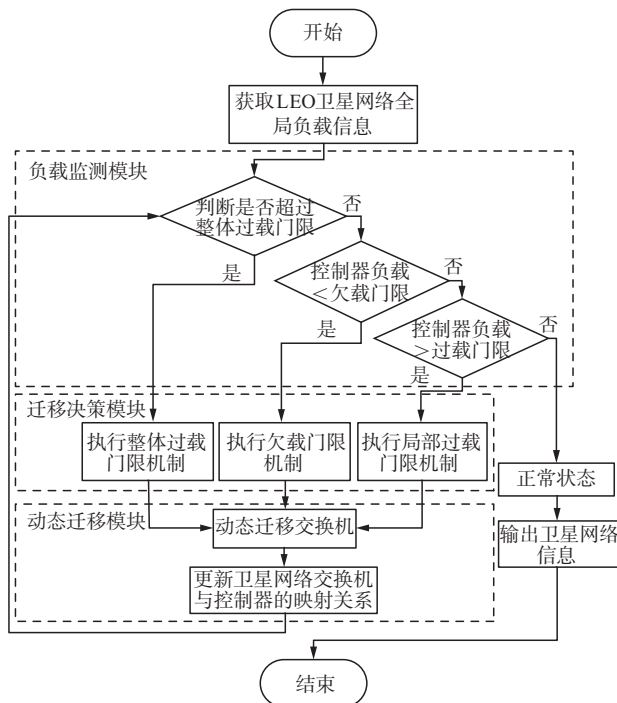


图 1 基于 SDN 的卫星网络多控制器动态部署方法流程

卫星网络拓扑的高动态变化、用户数据流量的瞬息万变,都会给部分卫星控制器节点带来不同程度的压力,而控制器的负载主要由控制器在单位时间内处理交换机发送的 Packet-in 请求数量决定<sup>[8]</sup>,据分析当前 LEO 卫星控制器节点可能存在:正常状态、整体过载、局部过载和欠载状态。①正常状态下,不需要迁移交换机;②整体过载状态下,需要增加 LEO 卫星控制器节点,此时优先选择自身负载较轻、距离负载最重控制器最近的控制器作为新增的

控制器节点,在控制器处理能力范围内迁移部分交换机;③局部过载状态下,需要遴选出过载控制器,迁移过载控制器域内的交换机,以减轻该控制器的负担;④欠载状态下,要从资源利用率出发,在其他控制器处理能力范围内,迁移欠载控制器域内的交换机,随后休眠或关闭该欠载控制器。

本文根据网络流量的波动,设置了三门限值:整体过载门限、局部过载门限和欠载门限,提出了一种迁移交换机的多控制器动态部署方法,以实现各控制器间的协同合作,提高网络整体性能。

## 2.2 参数描述

本文对 LEO 卫星多控制器动态部署问题进行分析,建立 LEO 卫星网络拓扑为  $G=(S,E)$ 。 $S=\{s_1,s_2,\dots,s_n\}$  为 LEO 卫星网络中所有的 LEO 卫星交换机节点的集合, $E=\{e_1,e_2,\dots,e_l\}$  为交换机之间的链路集合。LEO 卫星控制器节点集合表示为  $C=\{c_1,c_2,\dots,c_m\}$ ,LEO 卫星控制域集合表示为  $D=\{D_1,D_2,\dots,D_m\}$ 。卫星交换机节点动态迁移后的控制器节点集合表示为  $C'=\{c'_1,c'_2,\dots,c'_m\}$ ,其控制域集合为  $D'=\{D'_1,D'_2,\dots,D'_m\}$ 。控制器  $c_i$  的处理能力表示为  $\mu_i$ ,交换机的流请求速率表示为  $\lambda_j$ ,两节点  $i$  与  $k$  之间的最短距离表示为  $d_{jk}$ 。用二进制变量  $X_{ij}$  表示 LEO 卫星控制器节点与交换机节点的连接与非连接关系,若  $X_{ij}=1$  表示存在连接,否则为非连接。

## 2.3 模型构建

为保证卫星网络的实时通信,应对动态变化的网络拓扑及数据流量,通过动态迁移交换机的方式,均衡控制器间的负载。本文提出的多控制器动态部署方法主要由负载监测模块、迁移决策模块和动态迁移模块组成。

### 2.3.1 负载监测模块

通过负载监测,判断整个网络的状态,为下一步交换机迁移提供依据。

LEO 卫星控制器节点的资源利用率<sup>[9]</sup>可以体现控制器的资源利用情况, $r_i$  表示控制器  $c_i$  管理范围内所有交换机节点的流请求速率与控制器处理能力的比值, $\bar{r}$  表示整个网络 LEO 卫星控制器节点的平均资源利用率。

$$r_i = \frac{\sum_{j \in S} \lambda_j X_{ij}}{\mu_i}, \forall i \in C \quad (1)$$

$$\bar{r} = \frac{\sum_{i \in C} r_i}{|C|} \quad (2)$$

基于 LEO 卫星控制器节点资源利用率的三门限值分析如下:

1)整体过载门限:当  $\bar{r} > 0.8$  时,表明网络出现

整体过载现象,否则进行下一门限的判断。

2)欠载门限:当  $\bar{r} \leq 0.8$  且  $\exists r_i < 0.2$  时,判断部分控制器是否存在欠载,若存在,表明网络出现欠载现象,否则进行下一门限判断。

3)局部过载门限:当  $\bar{r} \leq 0.8$  且  $\exists r_i > 0.8$  时,表明网络出现局部过载,否则网络处于正常状态。

### 2.3.2 迁移决策模块

#### 1)迁移控制器的确定

根据三门限值,判断出某控制器出现过载或欠载状态时,应立即锁定该控制器为迁移控制器。

#### 2)迁移交换机的选择

当迁移控制器确定后,需要考虑选择迁移交换机。当选择迁移流请求速率较大的交换机时,一方面,对网络传输的扰动影响较大,且交互时间较长;另一方面,增大了目标域的负载压力,可能存在目标域的处理能力不足的现象。因此,本文优先选择迁移流请求速率较小、距离迁移控制器较远的边缘交换机。本文综合控制器的处理能力和星间链路距离,提出了交换机优先迁移率表示如下:

$$Q_j = \exp\left(-\frac{\lambda_j}{d_{ij}(\mu_i - \lambda_j)}\right), j \in D_i \quad (3)$$

该式综合考虑了交换机的流请求速率,同时考虑了交换机与控制器的链路距离,当交换机的流请求速率越小,链路距离越大,则  $Q_j$  越大, $s_j$  优先级越高, $s_j$  优先从  $c_i$  中被迁移。

#### 3)目标域的选择

为更好地评价卫星网络中多控制器动态部署的效果,本文基于交换机迁移开销、交换机迁移后的网络负载均衡参数及卫星网络控制链路时延 3 个指标进行综合评价交换机迁移时目标域的选择情况。

1)交换机迁移开销,主要由通信开销和迁移规则部署开销组成。交换机进行迁移时,会产生迁移请求,建立通信关系,存在通信开销<sup>[10]</sup>。通信开销主要包括两个方面:一是迁移交换机与迁移控制器建立通信关系产生的开销,二是请求进行迁移时,迁移交换机与目标域之间的通信开销,通信开销  $cost_{com}$  表示为:

$$cost_{com} = \sum_{j \in S} (d_{ij} + d_{wj}) \lambda_j \quad (4)$$

式中: $d_{ij}$  为迁移交换机与迁移控制器之间的最短距离; $d_{wj}$  为迁移交换机与目标域之间的最短距离。

交换机实现迁移的前提是控制器部署了迁移规则至迁移交换机的流表中,因此产生了迁移规则部署开销<sup>[11]</sup>。迁移规则部署开销  $cost_{rule}$  表示为:

$$cost_{rule} = \xi d_{ij} X_{ij} \quad (5)$$

式中: $\xi$  为 flod\_mod 流规则包的平均大小,迁移规则部署开销仅与迁移的交换机有关。

结合式(4)、式(5)可知,交换机迁移开销表示为:

$$cost = cost_{com} + cost_{rule} \quad (6)$$

2)卫星网络控制链路时延。交换机迁移后考虑的卫星网络控制链路时延主要为星间链路的传播时延和控制器的任务处理时延。

卫星网络中LEO卫星控制器节点与其控制域内交换机节点的平均传播时延为:

$$T_{s_i} = \frac{1}{|D'_i|} \sum_{j \in S} \frac{X_{ij} d_{ij}}{v_c}, \forall i \in C' \quad (7)$$

式中: $v_c$ 为数据流在星间链路中的传输速度,取值为 $3 \times 10^5$  km/s。

LEO卫星控制器节点的处理时延为:

$$T_{p_i} = \frac{\sum_{j \in S} X_{ij} \lambda_j}{\mu_i}, \forall i \in C' \quad (8)$$

卫星网络的平均控制链路时延为:

$$T_a = \frac{1}{|C'|} \sum_{i \in C'} (T_{s_i} + T_{p_i}) \quad (9)$$

3)交换机迁移后的网络负载均衡参数。为彰显交换机迁移后卫星网络的负载均衡效果,用交换机迁移后的网络负载均衡参数 $BL$ 表示:

$$BL = \frac{\max(f_i)}{\min(f_p)}, \forall i, p \in C' \quad (10)$$

式中: $f_i$ 为交换机迁移后控制器的负载。

综合上述分析,为有效评估多控制器动态迁移的效果,需对迁移开销和控制链路时延进行归一化处理:

$$newcost = \frac{cost}{cost_{max}} \quad (11)$$

式中: $cost_{max}$ 为动态迁移方案中最大的迁移开销; $T_{max}$ 即为最大的控制链路时延。

$$newT = \frac{T_a}{T_{max}} \quad (12)$$

综合3个优化目标,建立控制器动态部署策略的目标函数 $W$ 为:

$$\min W = \alpha(BL - 1) + \beta newcost + \gamma newT \quad (13)$$

式中: $\alpha, \beta, \gamma$ 代表3个优化目标的权重。

$$\alpha + \beta + \gamma = 1, 0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1 \quad (14)$$

$$\sum_{j \in S} X_{ij} \in [1, n), \forall i \in C' \quad (15)$$

$$\sum_{i \in C} X_{ij} = 1, \forall j \in S \quad (16)$$

式(15)表明每个控制器可连接多个交换机,式(16)约束了每个交换机仅由唯一的控制器管理。

### 2.3.3 动态迁移模块

在明确了交换机动态迁移策略后,根据迁移交换机和目标域的选择,动态迁移LEO卫星交换机节

点,更新卫星网络中LEO卫星控制器节点与交换机节点的映射关系,实现卫星网络多控制器动态部署。

## 3 算法设计

### 3.1 基于鲸鱼优化算法的卫星网络控制器部署方法

LEO卫星网络控制器部署问题是一个涉及多卫星多因素多方面的NP难问题。鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)是一种模拟鲸鱼捕食行为的智能优化算法<sup>[12]</sup>,主要通过包围猎物、泡泡网攻击和随机搜索捕食3种不同的方式进行搜索,其搜索目标为猎物的位置,对应优化问题的最优解,该算法原理结构简易、参数少、搜索方式多样且寻优目的强烈。将鲸鱼优化算法应用于多控制器动态部署问题时,多样的搜索方式丰富卫星控制器节点的部署策略,适应于动态的卫星网络环境,但从算法原理中发现该方法收敛速度较慢、易陷入局部最优、全局搜索能力较差。因此,本文首先对鲸鱼优化算法的收敛因子进行改进,并引入了自适应权重和模拟退火算法,进一步提升算法的收敛精度和全局探索能力。

### 3.2 改进鲸鱼优化算法

#### 3.2.1 非线性收敛因子

在鲸鱼优化算法中, $|A|$ 的取值对于平衡鲸鱼优化算法中的全局探索能力和局部开发能力至关重要。当 $|A| > 1$ ,鲸鱼个体实行随机搜索捕食,趋向于大范围探索;当 $|A| \leq 1$ 时,鲸鱼个体在小范围内全方位靠近当前最优鲸鱼个体,趋向于小区域搜索。然而,从 $|A| = 2ar - a$ 看出, $|A|$ 的取值由 $a$ 决定,随迭代次数的增加, $a$ 由2至0线性递减,故对线性收敛因子 $a$ 进行改进。

$$d_t = \sqrt{(W(X_t) - W(X_{best}))^2} \quad (17)$$

式中: $d_t$ 为当前鲸鱼个体与最优个体的适应度差值; $X_t$ 为当前鲸鱼个体; $W(X_t)$ 为当前个体的适应度值; $X_{best}$ 表示当前最优个体。

$$\bar{d} = \sum_{i=1}^{sizepop} d_i / sizepop \quad (18)$$

式中: $\bar{d}$ 为当前种群的平均适应度差值; $sizepop$ 为种群数。

$$d_s = d_t / \bar{d} \quad (19)$$

式中: $d_s$ 表示当前个体的适应度差值与平均适应度差值的比值。

$$a = 2 - 2 \left( \frac{gen}{maxgen} \right)^{d_s} \quad (20)$$

式中: $gen$ 为当前迭代次数; $maxgen$ 为最大迭代次数。

当鲸鱼个体  $X_i$  的适应度差值  $d_i$  较大时,说明该个体的寻优策略较差,此时  $d_i$  较大,  $a$  则越大,  $|A| > 1$  的机率增大,进而鲸鱼进行随机搜索捕食的机率增大,有利于全局探索。反之,鲸鱼围绕最优个体进行小范围搜索。

### 3.2.2 自适应权重

鲸鱼优化算法在后期的局部搜索中易出现早熟现象,且鲸鱼个体的更新主要围绕最优个体进行探索,因此考虑在最优个体上加自适应权重,以提升算法收敛速度和精度。本文将自适应权重  $w$  主要应用在包围猎物或泡泡网攻击搜索时期,迭代前期  $w$  变化幅度较小,鲸鱼个体主要围绕最优个体进行搜索,迭代后期  $w$  变化幅度加大,避免陷入局部极值。

$$w = 1 - \exp\left[h \left(\frac{\maxgen - gen}{\maxgen}\right)^2\right] \quad (21)$$

式中:  $h$  为常数,这里取  $h=3$ 。

包围猎物更新公式为:

$$new\_X_i = \omega X_{best} - A |2R_2 X_{best} - X_i| \quad (22)$$

式中:  $new\_X_i$  表示当前鲸鱼个体更新后的位置;  $R_2$  为  $0 \sim 1$  之间的随机数。

螺旋式位置更新公式为:

$$new\_X_i = \omega X_{best} + e^{bl} \cos(2\pi l) |X_{best} - X_i| \quad (23)$$

式中:  $b$  为约束螺旋形状的常数,这里取值为  $1$ ,  $l$  取值范围为  $[-1, 1]$ 。

随机搜索捕食公式为:

$$new\_X_i = X_{rand} - A |2R_2 X_{rand} - X_i| \quad (24)$$

式中:  $X_{rand}$  为任意一个鲸鱼个体。

### 3.2.3 模拟退火算法

模拟退火算法 (simulated annealing, SA) 能够以一定的概率接受较差的解,避免陷入局部最优,全局寻优能力较强<sup>[13]</sup>。为弥补鲸鱼优化算法在全局寻优方面的不足,在算法后期加入模拟退火算法,改善其全局搜索能力。

模拟退火算法中的 Metropolis 准则提出了概率突跳特性,即当算法寻优过程中的解趋向一致时,可以以概率  $P$  接受较差的解,摆脱陷入局部极值的困扰。

$$\Delta f = W(X_i) - W(X_j) \quad (25)$$

式中:  $X_i$  表示当前鲸鱼个体;  $X_j$  表示退火过程中产生新的鲸鱼个体;  $\Delta f$  表示为当前鲸鱼个体与新个体的适应度差值。

$$P = \exp(-\Delta f/T) \quad (26)$$

式中:  $T$  表示当前的温度,当  $\Delta f < 0$  时,可接受  $X_j$  作为当前解,否则以概率  $P$  为判断依据,当  $P$  大于随机数(随机数取值范围为  $0 \sim 1$ ) 时,将  $X_j$  更新为当前解,否则不更新。

本文使用改进的鲸鱼优化算法,解决 LEO 卫星网络多控制器动态部署问题,求得控制器动态部署方案,详细步骤见表 1。

表 1 基于鲸鱼优化算法的卫星网络多控制器动态部署方法

Algorithm: Framework of the Proposed MWOA
<b>Input:</b> Current controller deployment policy $Y$ , Satellite, Controllers $C$ , Controller processing Capability $\mu$ , population size $sizepop$ , Maximum generation $maxgen$ Switch traffic request rate $\lambda_j$
<b>Output:</b> the best whale $X_{best}$
$r_i \leftarrow$ Calculate the resource usage of each controller $c_i$
$\bar{r} \leftarrow$ Calculate the average resource usage of the controllers $C$
$C' \leftarrow$ Calculate the controllers in the current network state// Check the status of the network
Initialize the whale populations $X = [X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_{sizepop}]$
$W \leftarrow$ Calculate the fitness of each whale,
$X_{best} \leftarrow$ Update the best search whale
<b>for</b> $gen = 1$ to $maxgen$ <b>do</b>
<b>for</b> each search whale <b>do</b>
$a \leftarrow$ Update by Eq (20), $\omega \leftarrow$ Update by Eq (21)
Update all parameters in MWOA
<b>if</b> $p < 0.5$ // $p$ is a random number between 0 and 1
<b>if</b> $ A  \leq 1$
$new\_X_i \leftarrow$ Update the whale by Eq (22)
<b>else if</b> $ A  > 1$
$new\_X_i \leftarrow$ Update the whale by Eq (24)
<b>end if</b>
<b>else if</b> $p \geq 0.5$
$new\_X_i \leftarrow$ Update the whale by Eq (23)
<b>end if</b>
$new\_X_i \leftarrow$ Update $new\_X_i$ by SA
$X_{best} \leftarrow$ Update the best search whale
<b>end for</b>
<b>end for</b>

## 4 仿真实验与结果分析

### 4.1 仿真环境及参数

本文通过 STK 搭建 LEO 卫星网络拓扑模型,利用 Matlab2016b 实现多控制器动态部署方法的仿真实验。LEO 卫星网络的相关仿真参数参考铱星星座,铱星星座的轨道高度为 780 km,轨道周期 6 061.1 s,轨道倾角 86.4°。铱星星座由 6 条卫星轨道组成,每条轨道有 11 颗均匀分布的卫星。根据铱星星座特征,将铱星的 66 颗卫星均视为卫星交换机节点,从网络的稳定性、高可靠性出发,采用带内部署的方式从卫星交换机节点中选取合适节点位置

部署卫星控制器节点。

为有效进行仿真实验,本文按照区域特征差异化设定 LEO 卫星交换机节点的流请求速率  $\lambda_j$ ,取值范围为 1~20 MB/s,卫星控制器节点的处理能力均设定为 200 MB/s。

### 4.2 仿真结果分析

为保证仿真实验的有效性,设定了不同的控制器数量,并使用不同算法,多次模拟了卫星网络流量的变化,设置种群数为 50,迭代次数为 200。模拟退火初始温度为 1 000,降温系数为 0.9,目标函数权重  $\alpha, \beta, \gamma$  分别为 0.3, 0.5 和 0.2。将本文改进的鲸鱼优化算法与改进的遗传算法(IGA)<sup>[14]</sup>、其他改进的鲸鱼优化算法(IWOA)<sup>[15]</sup>及海洋捕食者算法(MPA)<sup>[16]</sup>进行对比仿真实验其结果如下。

1)当 LEO 卫星网络出现整体过载情况时,需要添加 LEO 卫星控制器节点以缓解当前网络负载过重的状态。当 LEO 卫星控制器数量为 8 时,仿真结果如表 2 所示,由于 MWOA 中的模拟退火算法加

快跳出寻优策略,显然 MWOA 相比于其他算法收敛速度快,寻优性能佳,相比于 IGA、IWOA 及 MPA 提升约 14.15%、19.07%、18.26%。

2)当 LEO 卫星网络出现局部过载情况,需动态迁移交换机节点以均衡 LEO 卫星控制器节点间的网络负载。当控制器节点数量为 8 时,仿真结果如表 2 所示,IWOA 和 MPA 在搜索后期陷入局部极值,全局寻优能力弱,IGA 虽然全局寻优效果好,但其前期局部寻优效果不及 MWOA。MWOA 的寻优结果较 IGA、IWOA、MPA 提升约 4.35%、16.68%、13.03%。

3)当 LEO 卫星网络出现欠载状态时,需迁移 LEO 卫星交换机节点并关闭部分 LEO 卫星控制器节点,当控制器节点数量为 8 时,不同算法的运行结果如表 2 所示。在该状态下进行多次实验,结果如图 2 所示,显然 MWOA 算法能够寻到最低的目标函数值,此外,无论在寻优策略上还是稳定性方面均优于 IGA、IWOA 和 MPA。

表 2 仿真实验的目标函数值

控制器数量	状态	IGA	IWOA	MPA	MWOA	与 IGA 比较	与 IWOA 比较	与 MPA 比较
4	整体过载	0.405 4	0.429 2	0.399 9	0.385 4	4.93%	10.21%	3.63%
	欠载状态	0.326 4	0.380 0	0.404 8	0.316 2	3.13%	16.79%	21.89%
	局部过载	0.400 0	0.400 7	0.406 5	0.309 4	22.65%	22.79%	23.89%
6	整体过载	0.424 3	0.475 1	0.460 7	0.377 1	11.12%	20.63%	18.15%
	欠载状态	0.344 1	0.428 5	0.427 2	0.300 8	12.58%	29.80%	29.59%
	局部过载	0.374 3	0.475 0	0.455 5	0.357 2	4.57%	24.80%	21.58%
8	整体过载	0.465 6	0.493 9	0.489 0	0.399 7	14.15%	19.07%	18.26%
	欠载状态	0.403 1	0.450 5	0.494 7	0.368 8	8.51%	18.14%	25.45%
	局部过载	0.427 6	0.490 9	0.470 3	0.409 0	4.35%	16.68%	13.03%
10	整体过载	0.519 1	0.531 7	0.557 5	0.455 7	12.21%	14.29%	18.26%
	欠载状态	0.417 5	0.502 8	0.533 5	0.372 2	10.85%	25.97%	30.23%
	局部过载	0.463 6	0.485 0	0.489 9	0.416 9	10.07%	14.04%	14.90%

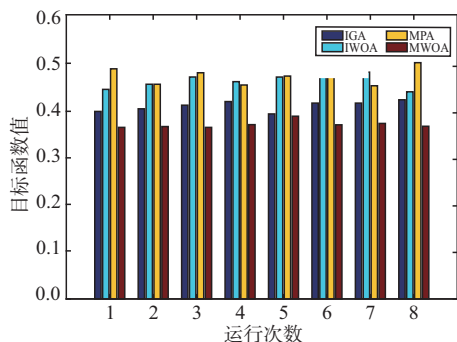


图 2 网络欠载状态下多次运行结果

节点可能无法经受卫星网络拓扑时变、数据流量动态变化的问题,本文采用交换机迁移的方式,提出了改进鲸鱼优化算法的多控制器动态部署方法。鉴于鲸鱼优化算法求解问题时,存在计算精度较差、求解质量不佳等问题,本文改进了鲸鱼优化算法的非线性收敛因子,加入了自适应权重,引入了模拟退火算法。实验表明,MWOA 在寻优精度、速度及稳定性均优于 IGA、IWOA 及 MAP,在降低交换机迁移开销、降低交换机迁移后卫星网络的控制链路时延及负载均衡方面均有显著优势。

## 5 结语

针对 SDN 卫星网络架构中,LEO 卫星控制器

### 参考文献

[1] WANG P, ZHANG J X, ZHANG X, et al. Convergence of Satellite and Terrestrial Networks: A Com-

- prehensive Survey [J]. IEEE Access, 2020, 8: 5550-5588.
- [2] WU S, YANG L, GUO J, et al. Intelligent Quality of Service Routing in Software-Defined Satellite Networking[J]. IEEE Access, 2019, 7: 155281-155298.
- [3] ZHANG X H, TANG F L, CAO L J, et al. Dynamical Controller Placement among SDN Space-Terrestrial Integrated Networks[C]// 2020 IEEE 22nd International Conference on High Performance Computing and Communications. Yanuca Island, Fiji: IEEE, 2020: 352-359.
- [4] 郭子楨, 梁俊, 肖楠, 等. 基于时延的软件定义卫星网络控制域规划策略[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(6): 33-38, 52.
- [5] 杨力, 孔志翔, 石怀峰. 软件定义空间信息网络多控制器动态部署策略[J]. 计算机工程, 2018, 44(10): 58-63.
- [6] LIAO Z, CHEN C, JU Y, et al. Multi-Controller Deployment in SDN-Enabled 6G Space-Air-Ground Integrated Network [J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1076.
- [7] CHEN L, TANG F L, LI X. Mobility and Load Adaptive Controller Placement and Assignment in LEO Satellite Networks [C]// IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications. Vancouver, Canada: IEEE, 2021: 1-10.
- [8] WEI D B, WEI N, YANG L, et al. SDN-Based Multi-Controller Optimization Deployment Strategy for Satellite Network[C]// 2020 IEEE International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS). Shenyang, China: IEEE, 2020: 467-473.
- [9] 曹洪运. SDN 控制平面中负载均衡的迁移优化研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2019.
- [10] 刘毅, 李凯心, 李国燕, 等. 基于 SDN 的动态负载均衡策略 [J]. 计算机应用研究, 2020, 37(10): 3147-3152.
- [11] LIU Y, GU H, YAN F, et al. Highly-Efficient Switch Migration for Controller Load Balancing in Elastic Optical Inter-Datacenter Networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(9): 2748-2761.
- [12] MIRJALILI S, LEWIS A D. The Whale Optimization Algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [13] 陈金涛, 梁俊, 刘波, 等. 5G-卫星集成网络中控制器与网关可靠部署策略[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(3): 68-73.
- [14] 王殿超. 一种改进的遗传算法在 TSP 问题中的应用 [J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2019, 39(4): 235-239.
- [15] 栾飞, 蔡宗琰, 吴书强, 等. 求解低碳车间调度问题的改进鲸鱼算法[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(5): 721-728.
- [16] FARAMARZI A, HEIDARINEJAD M, MIRJALILI S, et al. Marine Predators Algorithm: a Nature-inspired Metaheuristic Stic[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 152: 113377.

(编辑:徐楠楠)