

星地融合网络中基于多目标优化的星间切换决策方法

刘人鹏, 胡博, 李鹤群

(北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室, 北京 100876)

摘 要: 低轨通信卫星高速运动使网络拓扑具有高动态性, 同时, 星地融合网络资源呈现时空非均匀分布。当卫星移动引发多个用户和业务切换时, 触发大量切换请求导致网络资源竞争加剧, 有限的星上资源无法满足切换请求, 导致切换成功率显著下降。针对以上问题, 提出一种基于多目标优化的星间切换方法, 引入卫星覆盖时空图, 将动态连续拓扑划分为静态离散快照, 表征卫星节点与用户在不同时间与空间下的连接关系, 建立星间切换决策的多目标优化模型, 提出自适应加速多目标优化算法对平均数据速率与网络负载进行优化, 保证切换成功率, 提高网络服务能力。搭建星地融合通信仿真环境, 在多星重叠覆盖场景下测试多用户切换性能, 分析表明, 所提多目标星间切换方法的平均切换成功率提高 20%以上。

关键词: 星地融合网络; 切换控制; 网络拓扑; 多目标优化

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2023031

Inter-Satellite Handover Method Based Multi-Objective Optimization in Satellite-Terrestrial Integrated Network

LIU Renpeng, HU Bo, LI Hequn

State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications,
Beijing 100876, China

Abstract: The high-speed motion of low-earth orbit communication satellites results in a highly dynamic network topology, and the spatio-temporal distribution of resources in the satellite-terrestrial integrated network is non-uniform. When multiple users and services switch between satellites, a large number of handover requests are triggered, leading to intensified network resource competition. As a result, the limited satellite resources cannot meet all the handover requests, leading to a significant decrease in handover success rate. In view of the above problem, the multi-objective optimization based satellite handover method was proposed. It introduced the satellite coverage spatio-temporal graph and transforms the dynamic continuous topology into static discrete snapshots, accurately depicted the connections between satellite nodes and users at different times and locations. The multi-objective optimization model was established for satellite handover decisions, and an adaptive accelerated multi-objective evolutionary algorithm(AAMOE) was proposed to optimize user data rate and network load simultaneously, ensured handover success rate and enhanced network service capability. It built a STIN communication simulation environment and tested the multi user handover performance in a multi satellite overlapping coverage scenario. The results demonstrated that the multi-objective optimization-based satellite handover method achieved an average handover success rate improvement of over 20% compared to benchmark algorithms.

Keywords: satellite-terrestrial integrated network, handover control, network topology, multi-objective optimization

0 引言

随着全球通信需求的不断增长, 6G 通信系统将结合

地面移动通信和卫星通信, 形成星地融合网络架构, 为全球各类用户提供宽带接入^[1]。目前移动通信网络只覆盖了约 20%的陆地面积, 小于 6%的地球表面积, 仍有 30%以

收稿日期: 2023-04-15; 修回日期: 2023-08-10

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No. 2020YFB1807900)

Foundation Item: National Key Research and Development Program of China(No.2020YFB1807900)

上的人口没有接入互联网,全球通信覆盖和数据传输能力存在严重的不平衡。卫星通信网络不受基础设施建设等客观原因制约,尤其低轨卫星轨道更低,相比于高轨道、中轨道卫星,具有更低的通信时延与更小的链路损耗,可以解决地面移动通信面临的偏远地区覆盖、快速稳定的应急通信等问题。卫星通信与地面通信秉承“5G 兼容,6G 融合”的思路——在人口稠密地区使用地面通信网络以发挥大容量、高速率、低时延优势,在其他地区使用卫星通信网络以发挥广覆盖优势^[2]。星地融合网络具有更复杂、更难以描述和预测的移动特性,高效的切换控制是保证星地融合网络中通信连续性的有效方法^[3]。

3GPP 在 R17 开展对非地面网络 (Non-Terrestrial Network, NTN) 的标准化工作,采用弯管传输模式对卫星网络中基于位置的移动性管理等技术进行研究。在 R18 的 NR NTN Enhancements 项目中,进一步研究卫星通信系统内和卫星-地面通信系统间移动性管理和业务连续性增强等问题。近年来,多位学者针对星间切换做了详细论述。参考文献[4]按照卫星工作模式,分别介绍了弯管卫星与再生卫星在两种工作模式下的切换控制,其中处于弯管工作模式的卫星主要发生用户链路切换和馈电链路切换。用户链路切换又根据是否更换卫星,分为卫星内的波束切换与不同卫星之间的波束切换。参考文献[5]将星间切换方法分为链路层切换方法和网络层切换方法,链路层切换方法又进一步被分为3类:点波束切换方法、星间切换方法和星间链路切换方法。参考文献[6]从星座规模、切换指标以及切换方法等方面介绍了近年来的星间切换控制研究,其中切换策略的指标和对象主要包括仰角、剩余服务时间、信道状态、时延、切换开销、丢包率、切换失败率等。

关于星间切换的典型工作主要包含基于图论的切换方法、基于学习的切换方法以及基于博弈的切换方法,具体见表1。

基于图论的星间切换方法是通过构建星间切换控制图模型,实现对切换决策的优化^[7]。参考文献[8]提出了一

种基于加权二分图的卫星与地面网关之间的切换方法,使用 Kuhn-Munkres (KM) 算法研究了最大权重匹配问题,旨在最大化整体通信质量并平衡网络负载。将卫星通信系统中的卫星、地面站和用户设备等元素抽象为图中的节点,将它们之间的连接关系抽象为图中的边,利用图论中的最短路径算法、最小生成树算法等,计算出切换控制图中的最优路径,从而实现星间切换控制^[8]。参考文献[9]提出了一种卫星网络中基于有向图的切换框架,利用卫星覆盖周期计算切换有向图,切换过程可转化为在有向图中寻找路径,根据不同的切换标准,设置链路权重以支持多种场景下的星间切换策略。参考文献[10]联合利用基于有向图的切换框架和多属性决策算法构建多属性动态图,来解决卫星服务航空交通场景下的切换问题。上述基于图论的切换方法仍面临许多问题,如当网络规模较大时,计算最优路径的时间复杂度会非常高,导致算法的实际可行性受到限制。基于学习的星间切换方法利用强化学习、深度学习等技术,通过对大量数据的学习,建立起星间切换决策模型^[11],实现星间切换的智能决策,并且可以自适应地学习和适应不同的网络环境和变化^[12]。参考文献[13]提出了一种面向以用户为中心的卫星网络的体验质量 (Quality of Experience, QoE) 驱动的智能切换机制,通过空间关系耦合模型来预测用户与卫星之间的相对运动模式来选择切换接入卫星,并采用强化学习优化用户 QoE。参考文献[11]提出了一种基于多代理强化学习的星间切换策略,旨在最小化平均切换次数,同时满足每颗卫星的负载约束。基于博弈的星间切换方法将卫星之间的切换控制问题看作一种用户终端的博弈过程,通过博弈理论来分析和优化用户之间的资源竞争关系,进行星间切换决策,使系统达到纳什均衡。参考文献[14]提出了一种基于低轨卫星通信网络中移动终端潜在博弈的新型星间切换策略,获得具有最大用户满意度的切换策略,并平衡卫星网络负载。

现有的切换方法中,基于图论的切换方法虽然简单,但星地链路快速变化,研究星间切换方法需分析用户和

表1 星间切换方法对比

方法分类	算法	场景	优化目标	关键技术点
基于图论	GBH&MADM	高速航空交通	整体吞吐量	设置信道保留顺序(CRO)参数
	加权二分图&KM	馈电链路切换控制	馈电链路速率	MIMO 系统多阶最大权重匹配
基于学习	RL	随机接入用户	切换次数、端到端时延	利用空间关系耦合模型预测切换因素
	RL	多 LEO 卫星覆盖用户	用户阻塞率	分布式多智能体切换
基于博弈	二分图&势博弈	高低轨卫星网络协同覆盖的地面用户	切换次数	基于 SDSN 结构的势博弈算法

卫星的时变连接关系及动态的可用资源；基于学习的切换方法需要大量的数据来进行训练，在卫星通信系统中，数据的获取和处理可能会受到限制；基于博弈的切换方法需要考虑当卫星网络规模增大时，会产生大量节点间博弈信息开销^[15]。

1 基于多目标优化的星间切换方法

星地融合网络中的星间切换问题涉及多个冲突的目标，这些目标往往相互影响，多目标优化可以提供一系列接近帕累托前沿的解集，在相互冲突的目标上都能取得较好的数值解。本文提出基于多目标优化的星间切换方法，引入卫星覆盖时空图将动态连续拓扑划分为静态离散快照，建立平均数据速率与网络负载的多目标优化模型，提出自适应加速变体多目标优化算法（Adaptive Accelerated Multi-Objective Evolutionary Algorithm, AAMOE）寻求一组在多个目标函数下都具有较好性能的切换策略，保证切换成功率。

1.1 场景模型

星地融合网络星间切换场景如图1所示，设卫星覆盖区域内用户由低轨卫星持续提供通信服务，该场景主要由以下部分构成：低轨通信卫星表示为 $\{1, 2, \dots, s, \dots, S\}$ ，卫星沿固定星历轨迹运动，当运动至用户可见范围内，可以为用户提供通信服务，分布于不同区域的地面用户表示为 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, k, \dots, K\}$ 。根据3GPP发布的条件切换（Conditional Handover, CHO）定义，当满足一个或多个切

换执行条件时，用户自行执行切换，由于卫星和用户的相对位置不断变化，在数据传输过程中，用户需要不断切换服务卫星以保证连续的通信服务。本文将卫星剩余服务时间用于评估切换执行条件，当剩余服务时间不足时需要在可见候选卫星中做出切换决策。定义二进制变量 $\alpha_{k,s}$ ， $\alpha_{k,s} = 1$ 表示用户 k 切换至卫星 s ，否则反之，用户在某一时刻只能选择一颗卫星进行连接，利用连接矩阵来表示用户与卫星的连接关系。

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_{1,1} & \alpha_{1,2} & \cdots & \alpha_{1,s} \\ \alpha_{2,1} & \alpha_{2,2} & \cdots & \alpha_{2,s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{k,1} & \alpha_{k,2} & \cdots & \alpha_{k,s} \end{bmatrix} \quad (1)$$

在星地融合网络中，低轨通信卫星持续高速地运动使网络拓扑呈现出高度动态性^[16]，为了在多卫星重叠覆盖的场景下描述用户与卫星之间的时空连接关系，引入卫星覆盖时空图。其主要思想是将星地融合网络连续动态拓扑离散化，划分为足够小的时隙，在每个时隙有效期内，使用静态图描述每个时隙卫星与用户的连接关系^[17]。本文静态图用离散快照表示，通过一系列快照，时变连续拓扑可以转化为静态离散的卫星覆盖时空图。

卫星与用户之间的仰角 θ 通常被用作描述用户与卫星之间的位置关系^[18]，假设用户和卫星的位置信息分别用 (x_k, y_k, z_k) 和 (x_s, y_s, z_s) 来表示，其仰角可以通过下式计算^[19]

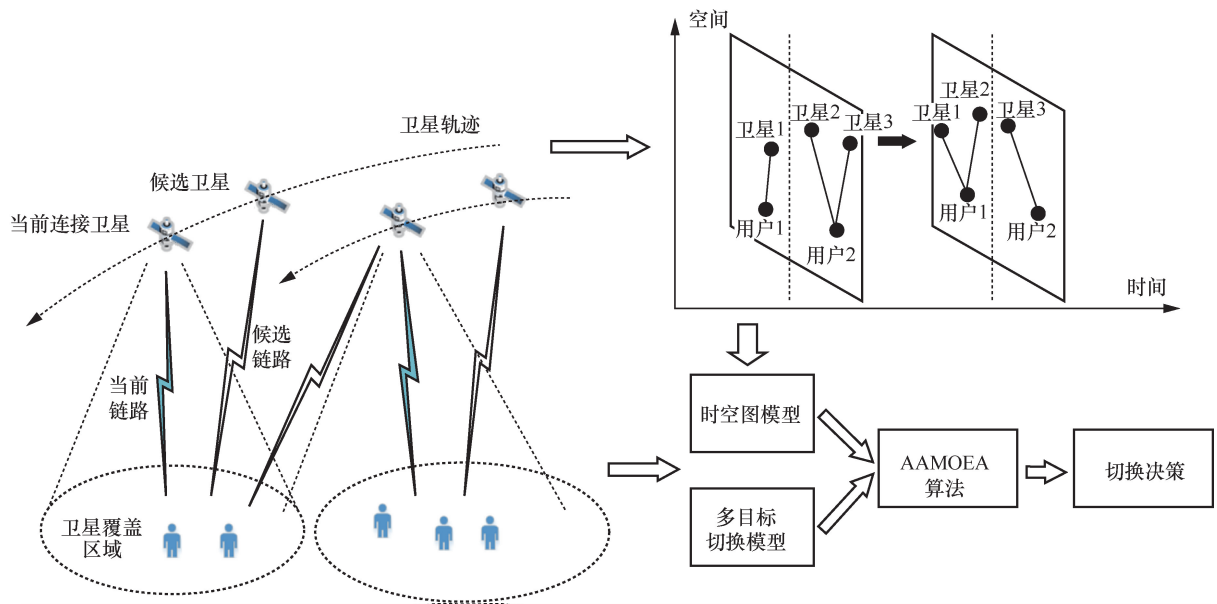


图1 星地融合网络星间切换场景

$$\theta_{s,k} = \frac{\pi}{2} - \arccos\left(\frac{R^2 + (R+h)^2 - d^2}{2R(R+h)}\right) - \arccos\left(\frac{d^2 + (R+h)^2 - R^2}{2d(R+h)}\right) \quad (2)$$

其中, R 为地球半径, h 为卫星轨道高度。卫星与用户之间的距离计算为

$$d_{k,s} = \sqrt{(x_k - x_s)^2 + (y_k - y_s)^2 + (z_k - z_s)^2} \quad (3)$$

卫星剩余服务时间可以根据最大覆盖时间 t_M 进行计算^[16]

$$t_M = \frac{1}{\omega} \cdot 2\psi_{\max} \quad (4)$$

其中, $2\psi_{\max}$ 表示卫星最大覆盖时间对应的弧度, 可根据余弦定理求得。 ω 与卫星角速度 ω_s 和地球自转角速度 ω_e 相关^[20]

$$\omega = \frac{1}{2}(\omega_s - \omega_e \cos i) \quad (5)$$

1.2 多目标函数设置

在星间切换问题中, 当卫星移动引发多个用户和业务切换时, 会同时触发大量切换请求, 使网络资源竞争加剧, 将导致网络资源竞争加剧, 有限的星上传输资源无法满足所有切换请求, 导致切换失败。若接入过多用户, 则会降低数据速率, 本文同时优化平均数据速率和网络负载两个目标函数, 平均数据速率是衡量通信质量的重要指标, 卫星与地面用户的传输损耗计算为

$$PL_{k,s} = PL_b + PL_g + PL_s \quad (6)$$

其中, 基本路径损耗 PL_b 表示自由空间传播损耗、阴影衰落与杂波损耗之和

$$PL_b = FSPL(d_{k,s}, f_s) + SF + CL(\alpha_s, f_s) \quad (7)$$

$d_{k,s}$ 为低轨卫星到地面用户的距离, f_s 为通信频率, α_s 为卫星仰角, 阴影衰落 SF 服从正态分布, 可计算出信噪比为

$$\left(\frac{C}{N}\right)_{k,s} = \frac{P^t G^t G^r}{P_N} \quad (8)$$

其中, P^t 为发射功率, G^t 为发射天线增益, G^r 为接收天线增益。由香农公式可得用户可达速率为

$$R_{k,s} = B_s \log_2 \left(1 + \left(\frac{C}{N}\right)_{k,s}\right) \quad (9)$$

将网络负载设为目标函数, 优化网络传输资源的使用情况, 提高用户的切换成功率。定义卫星节点负载为该网络当前接入的用户数与最大可服务用户数之比, 网络负载可以表示为卫星节点负载方差

$$Q_j = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{k,s}}{M_j} \quad (10)$$

$$L = \frac{\sum_{s=1}^S (Q_j - \bar{Q})^2}{S} \quad (11)$$

其中, M_j 为最大可服务用户数, $\bar{Q}$ 为卫星节点负载平均值。约束条件为每颗卫星最大连接数和卫星对用户的剩余服务时间。

1.3 自适应加速变体多目标优化算法

多目标优化问题的一种解决方法为赋予各个目标函数合适的权重值, 得到一个全新的单目标函数, 之后采用单目标优化算法进行求解^[21]。但是权重值设置受人为因素干扰较大, 且容易因权重值过小导致某个目标适应度值无法收敛。因此本文基于 NSGA-II 算法框架^[22], 在算法的前期构造佳点集保证算法的搜索能力, 扩大搜索空间, 避免陷入局部最优; 在后期引入自适应加速变体, 加快环境选择的速度, 保证算法有效收敛; 提出了自适应加速变体多目标优化算法对星间切换问题进行求解, 算法流程如图 2 所示。

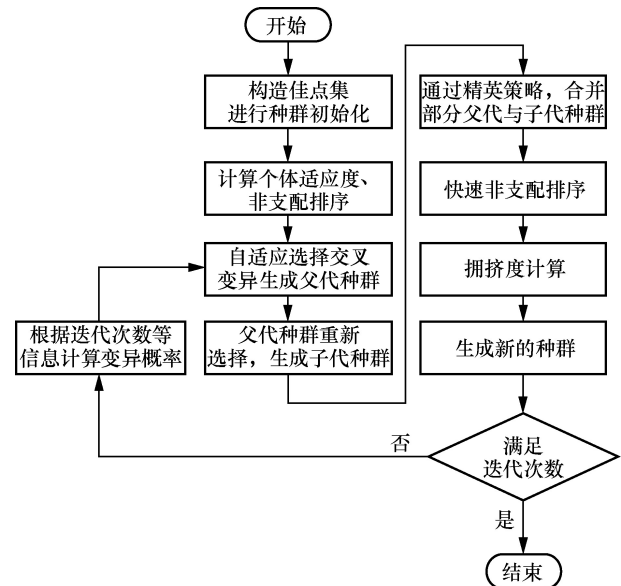


图2 AAMOE 流程

在优化算法中, 种群的每个个体都由染色体构成, 染色体长度为决策变量维度。本文用一条染色体编码代表星地融合网络中星间切换的一种策略, 即用户的切换选择, 并考虑将卫星编号作为决策变量, 表示用户连接的目标卫星。

种群初始化对算法的收敛速度和搜寻解集的精度至关重要, 经典优化算法一般采用随机变量生成初始化种群, 在求解星间切换问题时容易导致对目标空间的遍历性不足, 影响算法最终性能。星间切换问题的初始化种群方法应该尽可能广泛分布于整个搜索空间中, 以保持解集的多样性, 本文采用佳点集来初始化种群。初始化种群代表一组切换策略, 根据用户侧可达数据速率和网络负载计算每个个体的适应度值, 初始化种群首先计算佳点 $r = (r_1, r_2, \dots, r_n)$,

$$r_j = \text{mod} \left(2 \cos \left(\frac{2\pi i}{7} \right), 1 \right), 1 \leq j \leq n \quad (12)$$

构造佳点集

$$P_n(i) = \{(r_1 i_1, r_2 i_2, \dots, r_n i_n)\}, i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (13)$$

将佳点集映射到种群所在的可行域上

$$X_i^j = a_j + P_n(i)(b_j - a_j) \quad (14)$$

其中, a_j 表示当前维度下界, b_j 表示当前维度上界。

使用快速非支配排序方法对种群中的个体进行排序, 在多目标优化问题中, 对于种群中的两个解 p_1 、 p_2 , 如果对于任意目标函数 f_k , 都有 $f_k(p_1) \leq f_k(p_2)$, 称 p_1 支配 p_2 ; 如果对于任意目标函数 f_k , 都有 $f_k(p_1) < f_k(p_2)$, 则称 p_1 强支配 p_2 。当整个目标空间不存在支配 p_i 的解, 则 p_i 为该多目标问题的帕累托最优解。按照支配关系将个体划分为不同的非支配层级, 对于初始种群的所有个体, 统计其支配解的个数和支配其的解的个数, 统计结束后, 将没有支配解的个体设置支配等级为 1。以此类推, 直到将整个种群按照支配层级排序完毕。

在父代选择方式中, 一般采用二元锦标赛选择方法随机从种群中选择两个个体进行竞争选出父代个体, 其优点是任何个体都可以竞争成为父代个体, 保证父代选择公平, 避免陷入局部最优中。二元锦标赛方法也有一定的缺点, 其实现方式近似于随机选择父代。当卫星规模增大时, 比较选择过程速率减慢, 导致优化过程的搜索能力下降。本文提出一种自适应选择策略, 根据星座规模初始化锦标赛抽取个数, 在前几轮比较中加快新种群的生成速度, 保证选择时间不会过长, 在新种群规模

达到设定阈值后, 逐渐减小锦标赛抽取个数。选择一定数量精英个体作为父代种群进行模拟二进制交叉并用于实数编码, 生成子代种群。

为了维护新种群的多样性, 对于无法利用非支配层级进行比较的个体, 利用其相邻个体计算拥挤度, 用于后续环境选择操作, 使求得的帕累托解集在目标空间中尽可能分散, 更能靠近帕累托最优前沿^[23], 拥挤度计算如下

$$D_i = \sum_{j=1}^m (|f_j^{i+1} - f_j^{i-1}|) \quad (15)$$

其中, D_i 表示 i 点的拥挤度, f_j^{i+1} 表示 $i+1$ 点的第 j 个目标函数值, f_j^{i-1} 表示 $i-1$ 点的第 j 个目标函数值。个体的拥挤度高, 说明该区域被探索得较充分; 反之, 该区域探索度较低, 可以进行更高概率的多项式变异, 增加种群的多样性, 避免错过适应度更高的个体。

$$P_i = \begin{cases} P_0 + \left(1 - \frac{D_i}{D_{\text{avg}}}\right) + \alpha \frac{N_g}{N_{\text{Gen}}}, & D_i \leq D_{\text{avg}} \\ P_0 - \frac{D_i}{D_{\text{max}}} + \alpha \frac{N_g}{N_{\text{Gen}}}, & D_i > D_{\text{avg}} \end{cases} \quad (16)$$

其中, P_0 为初始变异概率, D_{avg} 为平均拥挤度, D_{max} 为最大拥挤度, N_g 为当前迭代次数, N_{Gen} 为总体迭代次数。通过该方法可以提高 Pareto 集和种群的多样性, 防止算法陷入局部最优或早熟, 满足迭代次数后, 得到一组帕累托最优解集。

本文所提 AAMOE 算法对 NSGA-II 算法选择过程进行优化, 设目标数为 M , 种群个体数为 N , 个体进行一次排序需要和 $N-1$ 个个体比较 M 个目标, 整个种群需要 $O(N)$ 轮排序, 因此 NSGA-II 算法时间复杂度为 $O(MN^2)$ 。随着卫星规模的增大与种群迭代数的增大, AAMOE 算法会自适应调整排序规模, 通过牺牲部分搜索空间换取搜索时间, 线性降低切换决策耗时, 并且得益于种群初始化的改进, 算法在保证种群多样性的同时满足快速收敛的需求。

2 仿真设置与结果分析

本文利用 MATLAB 和 STK 卫星仿真工具搭建星地融合网络仿真环境, 对所提算法进行仿真试验测试。

2.1 参数设置

采用 Starlink 第一阶段一层卫星网络的轨道参数, 轨道面数为 72 个, 每条轨道分布 22 颗卫星, 轨道高度为 550 km, 轨道倾角为 53°, 具体见表 2。

表2 仿真参数设置

参数名称		仿真设置
卫星仿真环境	星座类型	Starlink 星座
	卫星数	1 584 颗
	轨道面数	72 个
	轨道倾角	53°
	轨道高度	550 km
	系统带宽	100 MHz
	用户数量	40~140 个
算法设置	种群大小	100
	编码长度	40~140
	迭代次数	100 次

2.2 实验结果分析

首先选取地面的多个用户，采用相同参数设置，验证算法所得帕累托前沿的分布情况。

图3展示了帕累托前沿面分布情况比较，得益于初始化步骤改进，所提多目标切换方法克服了算法容易局部收敛的问题，相邻个体之间的距离更远，在整体目标空间内分布更均匀，种群多样性得到了保障；通过比较帕累托前沿的分布，可以看出改进算法所得解集更靠近理想点，可以跳出当前的极值区域，找到更优的非支配解，在求解星间切换问题上具有更好的性能。

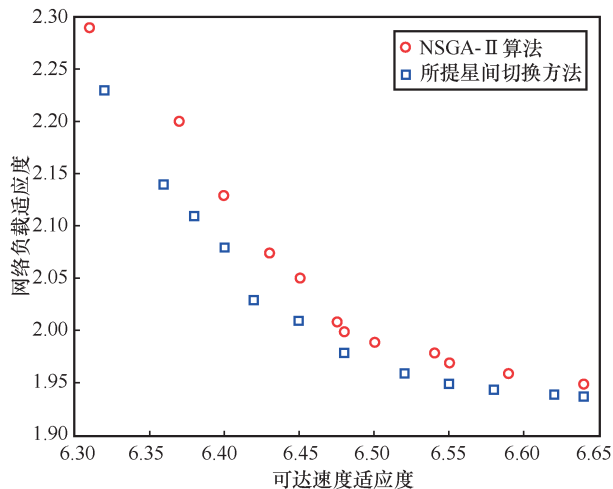
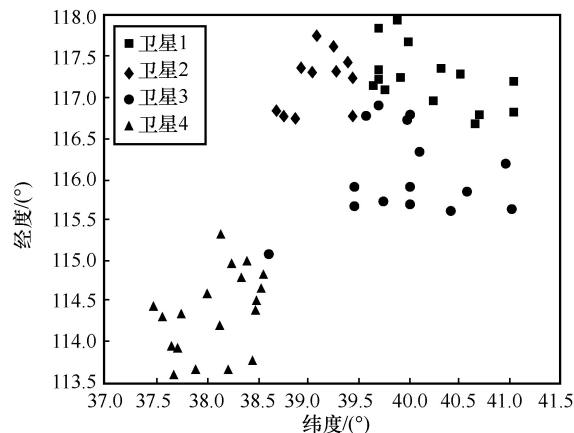


图3 帕累托前沿面分布情况比较

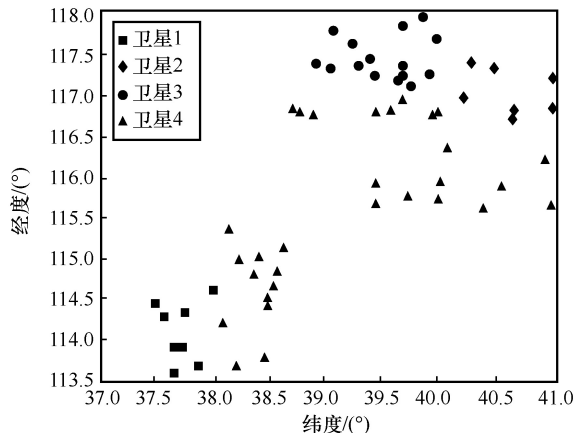
设置用户位置固定不变，仅考虑由卫星运动导致卫星与用户连接关系发生变化所引发的星间切换，图4展示了地面60个用户的切换选择情况。

通过对比图4(b)与图4(c)中的切换选择可以看出，所提多目标切换方法得到的用户切换决策更加分散。图4(b)中接入用户数最多的卫星服务了30个用户，而

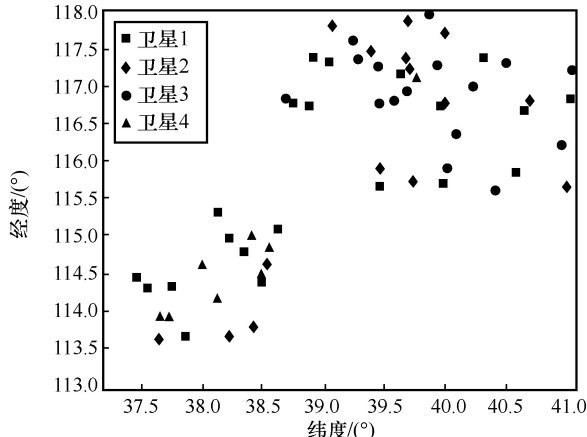
图4(c)中接入用户数最多的卫星服务了21个用户，说明当卫星移动引发切换时，得益于种群初始化的改进，所提多目标切换方法有更多样的个体选择，切换请求数量峰值更低，可以有效保证切换成功率。



(a) 初始时刻用户的网络接入情况



(b) 基于NSGA-II算法的切换选择



(c) 基于AAMOE算法的切换选择

图4 地面60个用户的切换选择情况

为了进一步测试所提AAMOE方法与其他多目标优化方法在连续时隙间进行切换的性能对比，从可达速率与

网络负载失衡度两个角度分别对近似引导优化 (Approximation-Guided Evolution-II, AGE-II) 算法^[24]、多目标粒子群优化 (Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO) 算法^[25]、自组织多目标优化算法 (Self-Organizing Multi-Objective Evolutionary Algorithm, SMEA)^[26]进行评估。

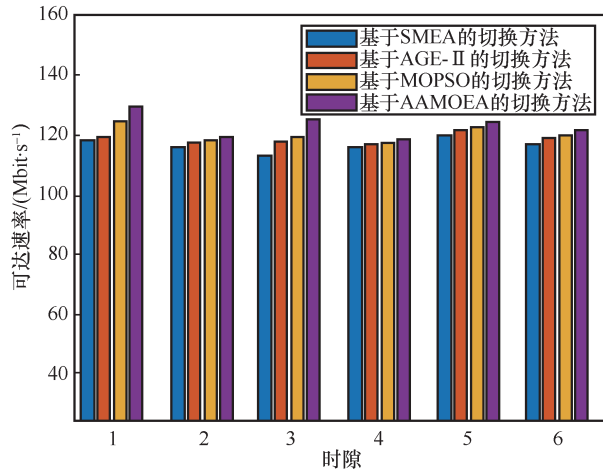


图5 连续时隙可达速率

图5展示了在连续时隙下采样的AAMOEAs算法与其他多目标切换方法的可达速率。可以看出，所构建的多目标模型在每一代优化过程中，通过对个体进行快速非支配排序、计算拥挤度等方法，筛选出了一系列具有较好平衡性的解，这些解能够在平均数据速率和网络负载之间找到一个合适的折中点，代表了在网络负载和平均数据速率两个目标下的帕累托最优解集。网络负载失衡度的对比情况如图6所示。

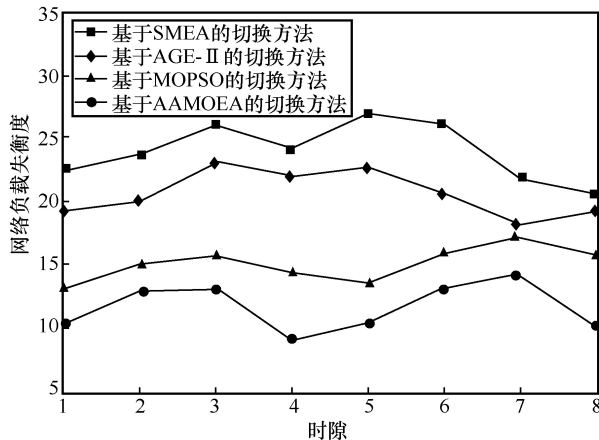


图6 连续时隙网络负载失衡度对比情况

通过图6可以看出，所提算法的负载失衡度远低于基于最大仰角的切换方法，这是由于在多目标切换模型中，

通过适应度函数设计，在保证平均数据速率的情况下，避免大范围切换至相同的卫星，从而减小了网络负载失衡度，提高网络应对突发状况的能力。

下面针对地面不同规模用户进行切换仿真实验，分别测试了基于多目标优化的切换方法与基于最大仰角的切换方法。图7为用户切换失败率与用户规模的关系。

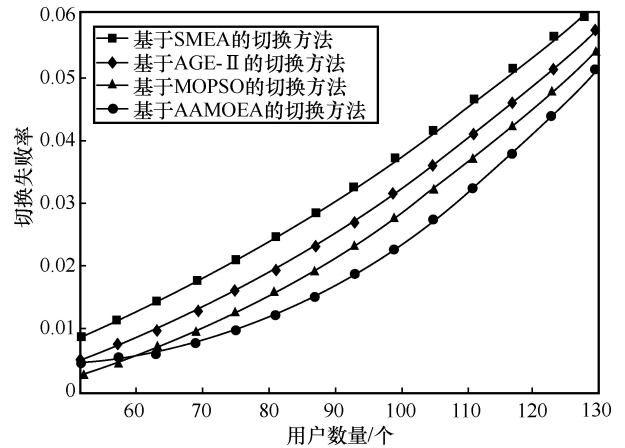


图7 用户切换失败率与用户规模的关系

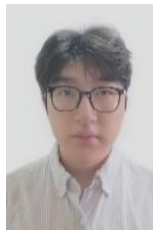
从图7可以看出，两种切换方法的切换失败率都会随着用户规模的增大而上升，这是因为接入同一颗卫星的用户数增多。当卫星移动引发切换时，会同时触发大量切换请求，导致切换成功率下降。由于所提切换方法中初始种群分布更均匀，并且通过多目标优化保证了用户可达速率，用户的切换选择适当分散于临近卫星，当某颗卫星移出可见范围时，可以降低切换请求触发数量。通过计算比较，所提切换方法相较于基准算法，用户切换成功率提高20%以上。

参考文献：

- [1] ZHU X M, JIANG C X. Integrated satellite-terrestrial networks toward 6G: architectures, applications, and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(1): 437-461.
- [2] 陈山枝. 关于低轨卫星通信的分析及我国的发展建议[J]. 电信科学, 2020, 36(6): 1-13.
CHEN S Z. Analysis of LEO satellite communication and suggestions for its development strategy in China[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(6): 1-13.
- [3] 沈学民, 承楠, 周海波, 等. 空天地一体化网络技术: 探索与展望[J]. 物联网学报, 2020, 4(3): 3-19.
SHEN X M, CHENG N, ZHOU H B, et al. Space-air-ground integrated networks: review and prospect[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(3): 3-19.
- [4] CHEN S Z, SUN S H, KANG S L. System integration of terrestrial

- mobile communication and satellite communication—the trends, challenges and key technologies in B5G and 6G[J]. China Communications, 2020, 17(12): 156-171.
- [5] CHOWDHURY P K, ATIQUZZAMAN M, IVANCIC W. Handover schemes in satellite networks: state-of-the-art and future research directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2006, 8(4): 2-14.
- [6] ZHOU D, SHENG M, LI J D, et al. Aerospace integrated networks innovation for empowering 6G: a survey and future challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(2): 975-1019.
- [7] HOZAYEN M, DARWISH T, KURT G K, et al. A graph-based customizable handover framework for LEO satellite networks[C]//2022 IEEE Globecom Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2022: 868-873.
- [8] FENG L, LIU Y F, WU L, et al. A satellite handover strategy based on MIMO technology in LEO satellite networks[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(7): 1505-1509.
- [9] WU Z F, JIN F L, LUO J X, et al. A graph-based satellite handover framework for LEO satellite communication networks[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(8): 1547-1550.
- [10] LYU X Y, WU S H, LI A M, et al. A weighted graph-based handover strategy for aeronautical traffic in LEO SatCom networks[J]. IEEE Networking Letters, 2022, 4(3): 132-136.
- [11] HE S, WANG T, WANG S. Load-aware satellite handover strategy based on multi-agent reinforcement learning[C]//GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [12] WANG J, MU W, LIU Y, et al. Deep reinforcement learning-based satellite handover scheme for satellite communications[C]//2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [13] XU H H, LI D S, LIU M L, et al. QoE-driven intelligent handover for user-centric mobile satellite networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 10127-10139.
- [14] WU Y, HU G Y, JIN F L, et al. A satellite handover strategy based on the potential game in LEO satellite networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 133641-133652.
- [15] ZHU A Q, GUO S T, LIU B, et al. Adaptive multiservice heterogeneous network selection scheme in mobile edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 6862-6875.
- [16] SEYEDI Y, SAFAVI S M. On the analysis of random coverage time in mobile LEO satellite communications[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(5): 612-615.
- [17] JIANG F, ZHANG Q Y, YANG Z H, et al. A space-time graph based multipath routing in disruption-tolerant earth-observing satellite networks[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(5): 2592-2603.
- [18] KIBINDA N M, GE X H. User-centric cooperative transmissions-enabled handover for ultra-dense networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(4): 4184-4197.
- [19] DAI C Q, XU J, WU J, et al. Multi-objective Intelligent Handover in Satellite-Terrestrial Integrated Networks[C]//2022 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2022: 367-372.
- [20] LI J, XUE K P, LIU J Q, et al. A user-centric handover scheme for ultra-dense LEO satellite networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(11): 1904-1908.
- [21] LI F, WAN Q H, HE Q E, et al. An improved many-objective evolutionary algorithm for multi-satellite joint large regional coverage[J]. IEEE Access, 2023, 11: 45838-45849.
- [22] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [23] YU H, ZHAN J, LI B J, et al. Load balancing strategy for wireless multi-hotspot networks based on improved NSGA-II algorithm[C]//2022 International Conference on Networking and Network Applications (NaNA). Piscataway: IEEE Press, 2022: 107-112.
- [24] WAGNER M, NEUMANN F. A fast approximation-guided evolutionary multi-objective algorithm[C]//Proceedings of the 15th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. Amsterdam: ACM, 2013: 687-694.
- [25] DENG Z L, QI H, WU C F, et al. A cluster positioning architecture and relative positioning algorithm based on pigeon flock bionics[J]. Satellite Navigation, 2023, 4(1): 1-21.
- [26] ZHU Y, QIN Y, YANG D, et al. An enhanced decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm with a self-organizing collaborative scheme[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 118915.

[作者简介]



刘人鹏 (1996—), 男, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室博士生, 主要研究方向为星地融合网络移动性管理、资源分配。



胡博 (1978—), 男, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室教授, 主要研究方向为宽带无线移动通信系统、面向 B5G/6G 的星地融合通信、网络人工智能、泛在移动计算等。



李鹤群 (1999—), 男, 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室硕士生, 主要研究方向为低轨卫星网络拓扑分析。