

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

邓 霞¹, 郝苗苗², 林武城¹

(1. 广州大学计算机科学与网络工程学院, 广东 广州 510006;

2. 广州大学网络空间安全学院, 广东 广州 510006)

摘 要: 低轨卫星网络凭借时延小、成本低、损耗小和全球覆盖等优点成为了地面网络的有力补充。然而, 用户分布不均、全网流量随时间变化, 可能会导致部分链路出现拥塞、负载不均衡的问题。基于以上问题, 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, 将遗传优化算法与人工蜂群算法相结合, 避免人工蜂群算法陷入局部最优, 并设置抗拥塞机制来解决负载拥塞问题。基于 NS2 仿真平台实现 GABC 算法, 实验结果表明, 相比最短路径路由 (Shortest Path Routing, SPR) 算法和蚁群智能路由 LBRA-CP 算法, 该算法在保证较低时延和开销比的同时拥有更高的数据传输率和吞吐量。

关键词: 低轨卫星网络; 人工蜂群算法; 遗传优化算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2024012

Load Balancing Routing Algorithm Based on Genetic Optimization and Artificial Bee Colony in LEO Satellite Network

DENG Xia¹, HAO Miaomiao², LIN Wucheng¹

1. School of Computer Science and Cyber Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

2. School of Cyber Space Security, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

Abstract: The LEO satellite network become a powerful complement to the terrestrial network as it shows the advantage of low latency, low cost, low loss rate and global coverage. However, due to the uneven distribution of users and the variation of network traffic over time, some links may be congested and unbalanced. A load balancing routing algorithm based on genetic optimization and artificial bee colony in LEO satellite networks(GABC) was proposed, which combined genetic algorithm with artificial bee colony algorithm to avoid local optimization. Experimental results showed that compared with the shortest path routing and LBRA-CP algorithm, the proposed algorithm has higher data transmission rate and throughput with lower delay and overhead ratio.

Keywords: LEO satellite network, artificial bee colony algorithm, genetic optimization algorithm

0 引言

随着当今社会信息化进程加速, 人们对全球范围内实时高效的信息传递需求日益增长。如今, 全球一体化成为世界发展的大趋势, 通信技术的发展成为其中重要一环。

由于地面通信系统通常建立和维护成本高、覆盖范围有限, 全球仍然存在许多不易被地面网络覆盖的区域, 这大大限制了地面通信网络的服务能力。此外, 预计到 2026 年年底, 5G 用户将达到 35 亿, 智能城市、智能交通系统和自动化工业站点将涉及数十亿台传感器和设备, 这将给

收稿日期: 2023-11-13; 修回日期: 2024-02-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61702127, No.62273107); 国家留学基金委资助项目 (No.201908440064); 广州市科技计划资助项目 (No. 201804010461)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No.61702127, No.62273107), China Scholarship Council(No.201908440064), Science and Technology Program of Guangzhou(No. 201804010461)

地面通信网络造成巨大的交通负荷,并需要持续的高效移动网络覆盖^[1-3]。相较于传统地面通信网络,低成本的小型卫星平台和先进的卫星通信设备使得卫星网络近年来得到了广泛普及。卫星网络不仅能够以更低的成本覆盖包括远洋、荒漠、两极地区与近地空间,提高全球泛在接入能力,还能够利用其快速响应及灵活部署的优势建立应急通信专网以应对由自然灾害和战争等多种无法提前预测的情况而带来的紧急突发通信需求^[4-5]。

卫星轨道高度是卫星分类标准之一,据此通常将卫星分为 3 类:低地球轨道 (Low Earth Orbit, LEO) 卫星、中地球轨道 (Medium Earth Orbit, MEO) 卫星以及地球静止轨道 (Geostationary Earth Orbit, GEO) 卫星。与 MEO 卫星和 GEO 卫星相比,LEO 卫星具有发射成本低、时延低和传输能量损耗低等特性,并且可以通过卫星组网的方式实现全球覆盖,因而得到了广泛的应用^[6-8]。

近年来,许多正在建设中的低轨卫星网络使用星间链路技术实现数据转发以保障通信的有效性和可靠性,如 OneWeb、Starlink、LeoSat 等^[9-11]。但是,卫星网络中全球用户的流量分布极度失衡而且用户活跃度随时间不断变化;在高业务量负载的情况下,卫星网络的流量压力会极度不平衡,许多非密集人口区域的卫星没有被有效利用;卫星的计算能力和自身能量受限,负载过重的卫星会缩短寿命^[12-13]。总之,如何在高负载情况下以低计算成本和良好的可扩展性自适应地分配网络资源是一项艰巨的任务。

近年来,人工蜂群 (Artificial Bee Colony, ABC) 等仿生算法因其去中心化和自适应能力好,被广泛应用于各种分布式系统^[14-15]。人工蜂群是一种启发式优化算法,是模拟蜂群寻找优良蜜源的智能计算方法。遗传优化算法通过模仿自然界的選擇与遗传的机理寻找最优解,有着较好的收敛性,且具有可扩展性,易与其他算法结合。针对卫星网络高度变化的网络拓扑结构,路由呈多跳性和节点有限等特点,本文将遗传优化算法与人工蜂群算法相结合,主要贡献如下。

(1) 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。在遗传优化算法中,交叉算子因其全局搜索能力而作为主要算子。本文将遗传优化算法与人工蜂群算法相结合,运用到低轨卫星网络场景中。将遗传优化算法的交叉算子运用到人工蜂群算法的采蜜蜂阶段,避免人工蜂群算法陷入局部最优。

(2) 把当前的路由状态划分为 3 种拥塞状态,分别为

一级拥塞、二级拥塞和非拥塞状态。针对不同的状态选择不同的更新原则,以实现低轨卫星网络负载均衡。

(3) 在实验中,本文选用 NS2 仿真平台进行模拟,与其他低轨卫星网络路由进行对比,结果表明,本文所提出的算法在平均时延、传输开销比、数据交付率和吞吐量方面都有着良好的性能。

1 相关工作

网络拥塞是目前低轨卫星网络路由研究中面临的重要问题。日益增长的业务需求,特别是突发性数据服务的增加,极易导致网络拥塞。关于控制网络拥塞和实现流量平衡,基于低轨卫星网络的特点,国内外学者提出了多种负载均衡路由算法。参考文献[16]提出了一种轨道预测最短路径优先 (Orbit Prediction Shortest Path First, OPSPF) 的内存节约路由方法,利用卫星星座的规律性来处理 LEO 卫星网络的规则拓扑变化,并进行周期性路由计算,同时以按需方式处理链路故障引起的拓扑不规则变化。该算法虽然路由收敛快,但是在丢包率和端到端时延方面性能较差。参考文献[17]提出了一种紧凑显式多径路由 (Compact Explicit Multi-Path Routing, CEMR) 方法,该方法通过传输时延和排队时延来评估链路拥塞程度。在计算传输成本后,CEMR 将部分流量驱动到次优路径,但有时替代路径会导致过大的时延。参考文献[18]提出了一种基于拥塞预测的负载均衡路由 (LBRA-CP) 算法,以在整个近地轨道卫星网络上实现有效的负载均衡;建立了一个多目标优化模型,采用修正因素调整路径代价,并采用拥塞预测方法预测卫星间链路拥塞,然后利用蚁群算法对该模型进行求解,从而为每个连接请求找到最优路径。参考文献[19]提出了一种受限最短路径优先算法,这是一种改进的最短路径优先算法,它为了避免网络或节点拥塞,将链路带宽的反比定义为链路权重,根据业务的特定要求,在链路状态数据库的基础上,得到最终最短路径。在虚拟拓扑结构和链路状态信息的基础上,参考文献[20]提出了一种分布式的路由算法,利用低轨卫星网络的周期性和可预测性,计算出静态拓扑的序列,并根据节点的实时链路状态,更新节点的动态路由表,但是此种路由方法既需要存储静态序列,又需要动态获取链路状态,路由算法过于复杂。LCRA (一种基于低轨道卫星网络负载均衡的低复杂度路由算法)^[21]具有更真实、更完整的拓扑结构和更实用的价值,但是当节点繁忙时,LCRA 通过备用路径重新路由所有流量,这仍然需要优化。参考文献[22]中提到的 RBCA 是在 LCRA 的基础上

改进了流量分类机制, 根据时延的敏感度将流量分为 3 种类型, 并在发生拥塞时使用星间链路 (ISL) 通过 GEO 路由一些不敏感的数据包, 但未考虑高带宽占用率流量的路由方法。

群智能算法是人工智能领域的一个子集, 在解决各种优化问题方面越来越受欢迎, 并得到了广泛的应用。人工蜂群算法受启发于蜜蜂的寻蜜和采蜜过程, 属于经典群智能算法中比较新的一种^[23], 由于其具有控制参数少、易于实现、计算简单、鲁棒性强、灵活性好等优点被用于解决各种优化问题。在网络路由方面, 参考文献[24]将改进的人工蜂群算法运用到移动传感器网络中, 在地面移动 Ad-Hoc 网络中也有运用^[25]。参考文献[26]利用一种改进的人工蜂群算法来研究最短路径问题。参考文献[27]采用增强型人工蜂群算法生成车辆路线, 解决自行车的重新定位问题。在机器人路径规划问题中, 参考文献[28]在 ABC 中引入了一个协同进化框架, 设计了一种全局最优的人工蜂群算法。参考文献[29]对人工蜂群算法进行了改进, 采用了多种更新规则和 K-opt 操作, 解决了经典的旅行推销员问题。参考文献[30]提出了一种改进的基于混沌理论的 ABC 优化算法, 用于分析各种战场环境下的无人战斗飞行器路径规划。

现有的卫星路由方法, 主要针对卫星移动引起的网络拓扑结构改变进行分析, 以实现网络拓扑结构的快速调整, 但是对于卫星的载荷状态、链路利用率、路由度量等方面的考虑还不全面。本文针对低轨卫星网络路由负载问题, 结合遗传优化算法, 对人工蜂群算法进行改进, 提出一种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, 可以达到负载均衡的作用。

2 低轨卫星网络拓扑模型

本文选用极地轨道低轨卫星星座, 网络拓扑模型如图 1 所示。低轨卫星星座网络由 $n \times m$ 颗卫星组成, 其中 n 为卫星星座轨道数, m 为每条轨道上的卫星数。每颗卫星一般有 4 颗邻居卫星: 两颗在同一轨道上, 两颗在相邻轨道上。根据星间链路两端卫星是否在同一个轨道内可以分为轨道内星间链路 (图中卫星节点 S_1 与 S_2 , S_3 与 S_4 之间的链路) 和轨道间星间链路 (图中卫星节点 S_1 与 S_3 , S_2 与 S_4 之间的链路)。一般情况下, 同一轨道内卫星相对运动状态较为稳定, 因此轨道内星间链路的状态会相应处于稳定状态中, 而轨道间星间链路的状态则会受到卫星星座构型及卫星相位的影响, 没有轨道内星间链路状态稳定。把卫星的运动周期 T 分为若干个时间片, 每个时间片内, 可以

把卫星的网络拓扑看作一个固定的拓扑结构。由于时间间隔相对于卫星的周期较短, 因此可认为每个时间片内链路的长度保持不变, 利用这种方式将卫星网络的动态拓扑结构化为固定拓扑结构。

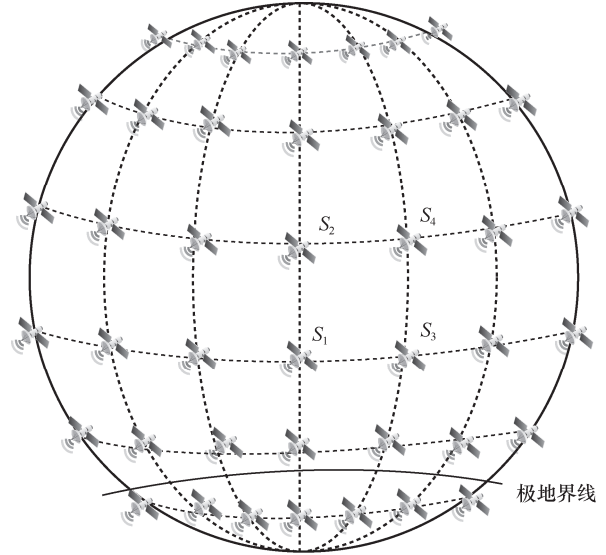


图 1 低轨卫星星座网络拓扑模型

本文将低轨卫星网络拓扑用有向图 $G=(N,E)$ 表示, 其中 $N=(n_1, n_2, \dots, n_{mn})$ 是卫星节点的集合, $E=(e_1, e_2, \dots, e_m)$ 代表网络 G 中卫星节点之间的 ISL 的集合。初始时刻, 根据卫星所在轨道面和水平面, 假设某颗卫星节点的编号可以表示为 S_i , $i \in [0, mn-1]$, 则将坐标 (l, h) 定义为卫星节点的逻辑位置, 表示第 l 平面的第 h 颗卫星。

$$\begin{cases} l = [i / n] \\ h = i \bmod n \end{cases} \quad (1)$$

3 遗传优化的人工蜂群算法

本文在 GABC 算法中的采蜜蜂阶段, 基于遗传优化算法思想, 将到达目的卫星节点的路径进行交叉操作, 使得路由路径具有多样性, 避免算法陷入局部最优。

人工蜂群算法思想与卫星路由问题的对应关系见表 1。人工蜂群由蜜源和蜂群组成, 其中每一个蜜源代表了待求问题的一个可行解, 与遗传优化算法中的染色体相对应。蜜源的优劣即可行解的好坏, 是用蜜源的花蜜量大小来决定的, 也就是适应度函数。本文用路径代价函数来衡量蜜源的质量。按照蜂群的种类将 GABC 算法路由分为侦查蜂、采蜜蜂和观察蜂 3 个阶段进行分析。

表 1 人工蜂群算法思想与卫星路由问题的对应关系

蜂群采蜜行为	优化问题	低轨卫星路由算法
蜜源	优化问题的可行解	源节点到目的节点的路径
蜜源的花蜜量	优化问题中的适应度值	路径的评价值
寻找和采集蜜源的过程	问题求解过程	路由过程
最大花蜜量蜜源	问题的最优解	最优路径

3.1 适应度函数

本文用适应度函数来对路径进行评价,目标是找到时延和带宽约束的路由,所以适应度函数可以定义为

$$\text{fit}_{p(s,d)} = \frac{1}{\text{Delay}_{p(s,d)}}, \quad (2)$$

$$\min\{i \in p(s,d) | \text{Bw}(i,i+1)\} \geq B$$

其中, $P(s,d)$ 代表一条由源节点到目的节点的路径, $\text{Delay}_{p(s,d)}$ 表示这条路径的总时延,即路径上所有链路的时延总和,包含了传播时延 $P_{\text{delay}(i,i+1)}$ 和排队时延 $Q_{\text{delay}(i,i+1)}$

$$\begin{aligned} \text{Delay}_{p(s,d)} &= \sum_{i \in p(s,d)} \text{delay}(i,i+1) \\ &= \sum_{i \in p(s,d)} [P_{\text{delay}(i,i+1)} + Q_{\text{delay}(i,i+1)}] \end{aligned} \quad (3)$$

传播时延 $P_{\text{delay}(i,i+1)}$ 的计算公式为

$$P_{\text{delay}(i,i+1)} = \frac{d_{(i,i+1)}}{c} \quad (4)$$

其中, $d_{(i,i+1)}$ 表示链路 $(i,i+1)$ 的物理长度, c 表示真空中光速,相除得出链路 $(i,i+1)$ 上的传播时延。

排队时延 $Q_{\text{delay}(i,i+1)}$ 采用参考文献[31]提出的方法计算

$$Q_{\text{delay}(i,i+1)} = \text{Num}_p \times \frac{P_{\text{avg}}}{\text{Bw}(i,i+1)} \quad (5)$$

其中, P_{avg} 表示平均数据包的大小, Num_p 代表一个队列中的平均数据包数, $\text{Bw}(i,i+1)$ 为链路 $(i,i+1)$ 的带宽大小。

设数据包到达和服务都是泊松过程,那么统计分布到达间隔时间和服务间隔时间都遵循指数分布,使用参考文献[17]提出的 $M/M/1$ 排队模型,那么 Num_p 为

$$\text{Num}_p = \frac{\eta}{1-\eta} \quad (6)$$

其中, η 表示链路的利用率,它的计算方式由参考文献[22]给出

$$\eta_k = \text{LinkState} + e^{-\Delta t_k} \times (\eta_{k-1} - \text{LinkState}) \quad (7)$$

其中, η_k 表示第 k 个数据包到达接口队列时该链路的利用率。LinkState 表示链路状态,如果接口队列中或正在传输中都没有数据包,则设置为 0,反之则为 1。 $e^{-\Delta t_k}$ 表示遗

忘率, Δt_k 是队列中第 k 个和第 $(k-1)$ 个数据包到达的时间间隔。

3.2 侦查蜂

在初始阶段,源节点 s 发送侦查蜂。在这个阶段蜜蜂的搜索不受先验知识的影响,使用轮盘赌的方式,依据下一跳节点到目的节点的最小跳数,随机选择下一跳节点。在某一条数据流中,侦查蜂每到达一个途经节点 i ,会在携带的路由表中写入相邻节点和转移概率等相关信息。当侦查蜂到达目的节点后,就转变成采蜜蜂,而这只蜜蜂记录的路径则表示一个蜜源。

本文轮盘赌选择策略的出发点是最短路径跳数越小的下一跳节点被选择的概率越大。其基本步骤如下。

(1) 首先分别计算当前节点 i 的相邻节点的转移概率 Pr_{ij} , 即相邻节点 j 成为当前节点 i 的下一跳的概率

$$\text{Pr}_{ij} = \frac{1/\text{hop}_{jd}}{\sum_{j=1}^k 1/\text{hop}_{jd}} \quad (8)$$

其中, hop_{jd} 表示下一跳节点 j 到目的节点 d 的最短路径跳数, k 是当前节点的下一跳的候选节点数。

(2) 将所有节点的转移概率拼成一个轮盘,轮盘分割成 p 个部分,这里的 p 代表当前节点的相邻节点个数。每个相邻节点在轮盘上所占的区域面积将根据最短路径跳数成比例表达出来,最短路径跳数越小,转移概率越大,所占面积越大,被选中的概率则越高。

$$Q_k = \sum_{j=1}^k \text{Pr}_{ij} \quad (9)$$

(3) 根据式(9)计算每个部分的累积概率,累积概率表示当前相邻节点之前所有相邻节点的转移概率之和,它相当于在转盘上的“跨度”,“跨度”越大越容易选到,类似于概率论中的概率分布函数。

(4) 转动轮盘,随机选择:生成一个取值范围在 0 和 1 之间的均匀分布的伪随机数 r ,若 $r < Q_1$,则选中节点 1 作为当前节点的下一跳,否则选择节点 k (满足 $Q_{k-1} < r \leq Q_k$)。

3.3 采蜜蜂

成功到达目的节点 d 的侦查蜂会变成采蜜蜂,每只采蜜蜂都记录了一条完整的路径,即蜜源。目的节点选取先到达 N 条路径构成人工蜂群算法中的邻域——即相同源节点和目的节点之间的不同路径的集合。为了避免陷入局部最优解,本文选择在邻域中采用遗传优化算法中的交叉算子的操作方式进行更新。

在本算法中,每一个蜜源,即每一条路径,在遗传算

法中都对应着一条染色体，而这条路径上的每个卫星节点则代表了染色体上的基因。染色体上的任意一个卫星节点（基因）与它的前后节点在网络拓扑中对应的都是一条卫星间链路，为了保证卫星路由的连接性，本文选择单点交叉方法。另外要求两条选定的染色体除源节点和目的节点外，应该至少有一个共同的基因（卫星节点），但不需要它们位于同一个位点。如图2所示，由源卫星节点到目的卫星节点的两条路径（分别用蓝色和绿色标示），都经过了14号卫星，则共同的基因就是 S_{14} 。如图3所示，选择 S_{14} 作为交叉节点进行单点交叉操作，两条染色体的前部分路由连接源节点和一个中间节点，另一部分路由则连接中间节点到目的节点。也就是说，交叉操作并不依赖于卫星节点在路由路径中的位置。

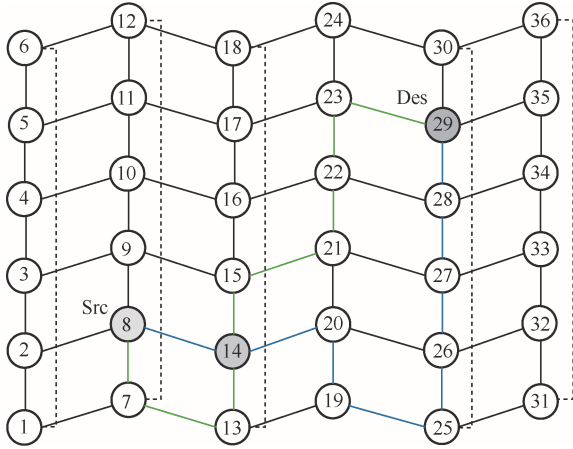


图2 路径交叉示例

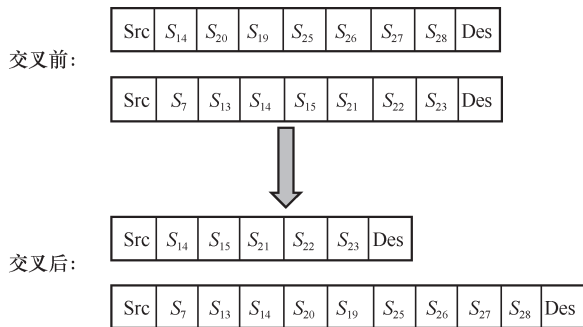


图3 路径交叉前后示例

通过交叉，交换两条选定染色体的部分路径，产生新的路径进行比较。将两条新路径的适应度值和原始的两条路径的适应度值进行比较，淘汰适应度值最小的两条路径，实现贪婪进化，以确保路径朝着时延更小的方向进行更新。

对邻域中的所有路径更新完毕之后，比较 N 个蜜源，

选择出最大花蜜量的蜜源，即得到一条适应度值最大的路径，记录该条路径的采蜜蜂会通过分享信息对观察蜂进行招募，沿着这条最优路径从目的节点返回源节点，每到达一个节点，对该路径信息进行反向更新，改变卫星节点的选择概率，以便观察蜂根据最新的路由信息选择路径。在 t 时刻，对于卫星节点 i ，其选择邻居节点 j 作为下一跳的概率更新规则为

$$Pr_{ij}(t) = \rho Pr_{ij}(t-1) + 1 - \rho \quad (10)$$

其中， ρ 为 $(0,1)$ 之间的常数。在低轨卫星网络初始阶段，网络负载较轻，链路的更新规则为无拥塞状态下的拥塞处理机制更新规则，具体的拥塞处理机制见第4节。

3.4 观察蜂

观察蜂根据采蜜蜂更新后的路由信息，与侦查蜂一样采用轮盘赌算法，选择下一跳节点。与侦查蜂不同，由于路径信息更新后观察蜂有了先验知识，会趋于更优的路径进行选择。采蜜蜂更新后会改变节点的转移概率，到达目的节点后，观察蜂变为采蜜蜂，沿着最新路径对路由信息进行更新。

4 拥塞处理机制与算法开销分析

4.1 拥塞处理机制

日益增长的业务需求，特别是突发性数据服务的增加，会导致网络出现拥塞。由于各个地区之间人口密度不同，流量需求也不同，有些卫星会因负载过重导致拥塞。因此要进行拥塞判断与处理，降低选择拥塞链路的概率，使低轨卫星网络的流量负载达到均衡。

本文设置 $\theta_{ij}(t)$ 为 t 时刻链路 $(i, i+1)$ 等待队列占用率，用来评价卫星 i 的拥塞程度，表示为

$$\theta_{ij}(t) = \frac{Q_{i,i+1}(t)}{Q_{total}} \quad (11)$$

其中， Q_{total} 代表缓存队列总容量， $Q_{ij}(t)$ 表示在 t 时刻对链路 (i, j) 缓存队列中数据包的即时占用。另外，设置了阈值 μ_1 和 μ_2 ，且 μ_1 大于 μ_2 ，并将占用率 $\theta_{ij}(t)$ 与预先设置的占用率阈值 μ_1 和 μ_2 进行比较，分成了3种链路状态，如式(12)所示， $Pr_{ij}(t)$ 表示 t 时刻链路 $(i, i+1)$ 上的卫星节点 j 被选择的概率。若 $\theta_{ij}(t)$ 大于占用率阈值 μ_1 ，则该时刻链路判定为一级拥塞，将选择该条链路的概率 ρ 设置为0；若 $\theta_{ij}(t)$ 处于占用率阈值 μ_1 和 μ_2 之间，则该时刻链路判定为二级拥塞；若 $\theta_{ij}(t)$ 小于占用率阈值 μ_2 ，则该时刻链路判定为无拥塞。该拥塞处理机制贯穿GABC算法整个流程，用于反向更新路由。

$$\begin{cases} \text{无拥塞: } \Pr_{ij}(t) = \rho \Pr_{ij}(t-1) + 1 - \rho, & \theta_{ij}(t) < \mu_2 \\ \text{二级拥塞: } \Pr_{ij}(t) = \varphi \Pr_{ij}(t-1), & \mu_1 > \theta_{ij}(t) > \mu_2 \\ \text{一级拥塞: } \Pr_{ij}(t) = \varphi \Pr_{ij}(t-1), & \varphi = 0, \quad \theta_{ij}(t) > \mu_1 \end{cases} \quad (12)$$

其中, ρ 和 φ 为 $(0,1)$ 之间的常数。

总之, 本文将人工蜂群算法运用到低轨卫星网络路由, 解决低轨卫星网络中的路由寻优问题, 并用遗传算法中的交叉操作对人工蜂群算法进行优化改进。交叉的作用是交换两条选定染色体的部分路径, 产生新的路径进行比较, 实现贪婪进化, 以确保路径朝着时延更小的方向进行更新。同时通过拥塞判断, 设置不同的路由更新规则, 对路由路径拥塞状况进行控制, 解决低轨卫星网络路由的负载均衡问题。

4.2 算法开销分析

首先对 GABC 算法复杂度进行分析, 该算法是一种分布式概率选择算法, 将人工蜂群算法的过程作为其主要框架, 在算法过程中加入了遗传操作。遗传优化算法中的交叉方式是在父染色体中查找到与其有相同基因的个体, 在 GABC 算法中, 采用单点交叉方式, 在成功到达目的节点的侦查蜂路径找到具有相同节点的路径, 两两交叉。时间复杂度为 $O(n^2)$, 其中 n 为种群的规模大小, 指到达目的节点的侦查蜂的规模, 所以 GABC 算法的时间复杂度为 $O(n^2)$ 。对于 GABC 算法的空间复杂度, 在遗传算法的交叉操作中, 需要对染色体, 即成功到达目的节点的侦查蜂的路径进行交叉操作, 所以 GABC 算法的空间复杂度为 $O(n \times m)$, 其中 n 为种群的规模大小, m 为卫星的数量规模。

其次对 GABC 算法的信令开销进行分析, 在 GABC 算法中, 侦查蜂与观察蜂为由源节点向目的节点发送的数据包, 到达目的节点后转变为采蜜蜂, 并返回源节点, 所有蜜蜂信息存储均设置为 4 个字节。因此转发蜂群的开销比可计算为 $2 \times 4/P$, P 为数据包大小, 假设数据包大小为 512 B, 则 GABC 算法的信令开销为 1.5%。

5 仿真实验

5.1 仿真参数

本文使用 NS2 仿真平台和铱星系统的 LEO 卫星网络来评估提出的 GABC 算法路由性能。铱星系统的 LEO 卫星网络由 66 颗卫星组成, 仿真实验相关参数设置见表 2。另外, 仿真实验中选择如华盛顿、里约热内卢等 11 个城市, 设置表 3 中的 7 条不同的数据流。为了更

好地分析协议性能, 本文将 GABC 算法与 LBRA-CP 算法^[18]和最短路径路由 (Shortest Path Routing, SPR) 算法进行比较。LBRA-CP 是基于蚁群智能路由的算法, 该算法利用拥塞预测方法来预测星间链路拥塞, 将流量从热点地区转移到非热点地区, 从而平衡整个网络的负载。SPR 算法是基于 Dijkstra 的最短路径路由协议。SPR 算法为源节点找到一条距离目的地最近的路径。在实验中, 采用以下指标评估性能。

表 2 仿真实验相关参数设置

参数名称	参数值
轨道数量	6 条
每条轨道上的卫星数量	11 颗
卫星轨道高度	780 km
卫星轨道倾角	86.4°
每颗卫星的链路	4 条
极地边界纬度值	60°
星间链路带宽	5 Mbit/s
星地链路带宽	5 Mbit/s
节点缓冲区数据包个数	50 个
数据包大小	512 B

表 3 模拟数据流的起止城市

起始城市 (源节点)	目的城市 (目的节点)
华盛顿	安卡拉
里约热内卢	孟买
悉尼	乌鲁木齐
达尔文	里斯本
乌鲁木齐	比勒陀利亚
孟买	莫斯科
安卡拉	香港

(1) 数据交付率: 到达目的节点的消息数与预期到达目的地的消息数之比。

(2) 传输开销比: 消息转发总数除以到达目的节点的消息数。

(3) 平均时延: 所有消息从源节点到目的节点所花费的平均时间。

(4) 吞吐量: 在目的节点上的总成功接收消息的平均传递率。

5.2 不同恒定比特率下的性能

为了评估恒定比特率 (Constrant Bit Rate, CBR) 的传

输速率对 GABC 算法性能的影响,将卫星网络中的总 CBR 速率从 0.6 Mbit/s 增加到 4.2 Mbit/s。其他模拟参数见表 2。

在图 4 中,随着 CBR 速率的增加,卫星网络负载逐渐加重,所有协议中的数据交付率都随之降低。由于 GABC 算法采用了拥塞处理机制,并根据路由当前状态及时更新路由表,因此 GABC 算法在 0.6 Mbit/s 到 4.2 Mbit/s 的 CBR 速率范围内都保持着最高的数据交付率。SPR 算法随着 CBR 速率的增加数据交付率变为最低,是由于该算法是从源节点找到一条距离目的节点最近的路径,并未考虑网络拥塞状况,随着网络负载升高,就会导致较高的丢包率,数据交付率就会下降。LBRA-CP 通过拥塞预测来寻找最佳路径,但是该算法开销较高,而且在 3 Mbit/s 的 CBR 速率之后,由于高负载,其数据交付率没有 GABC 算法稳定。

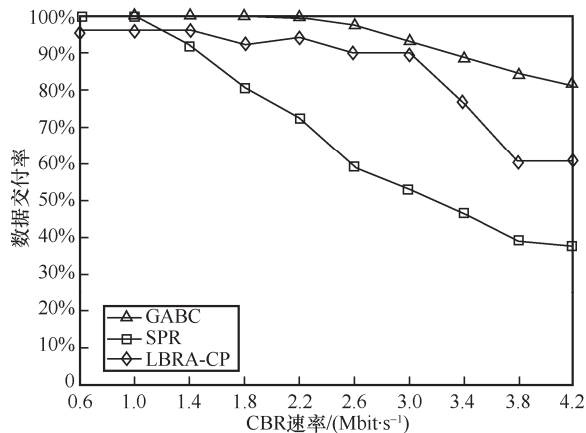


图4 不同 CBR 速率下的数据交付率

如图 5 所示,就传输开销比而言, GABC 算法在 0.6 Mbit/s 到 4.2 Mbit/s 的 CBR 速率范围内都保持着最低的传输开销比,因为 GABC 算法在选择路径时考虑了最小跳数以及拥塞状况,有效限制了数据传输的范围。LBRA-CP 算法的传输开销比最高,这是因为蚁群算法在初始阶段需要大量蚂蚁探路,而该算法又有着较大的蚂蚁搜索范围和较慢的蚁群收敛速度,导致其传输开销比较大。SPR 算法随着 CBR 速率的增加,负载加重,传输开销比升高。

如图 6 所示,就平均时延而言,在 0.6 Mbit/s 到 3.4 Mbit/s 的 CBR 速率之间, GABC 算法始终保持着低平均时延。因为 GABC 算法的适应度函数主要由时延来决定,并且遗传操作加快了算法的收敛速度,所以路由信息得到了更快的正反馈。随着 CBR 速率增大(如从 1.4 Mbit/s 到 3.4 Mbit/s),路径负载加重,但是 GABC

算法会根据拥塞处理机制,避开负载重的卫星节点,倾向于选择负载较轻的路径,从而一直表现出比 SPR 算法更低的平均时延。随着 CBR 速率继续增大,卫星网络负载非常大,在 CBR 速率大于 3.4 Mbit/s 之后, GABC 算法平均时延与 SPR 算法平均时延接近,但是此时 SPR 算法的数据交付率降低到了 0.5 以下,远不及 GABC 算法。整体而言, GABC 算法具有良好且较为稳定的平均时延,当网络负载很重时,依然能保持良好的时延性能。LBRA-CP 算法在平衡整个网络的负载的同时,路径的平均时延会变更高。

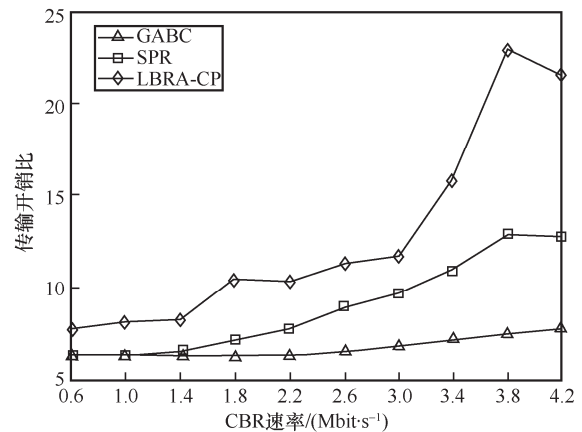


图5 不同 CBR 速率下的传输开销比

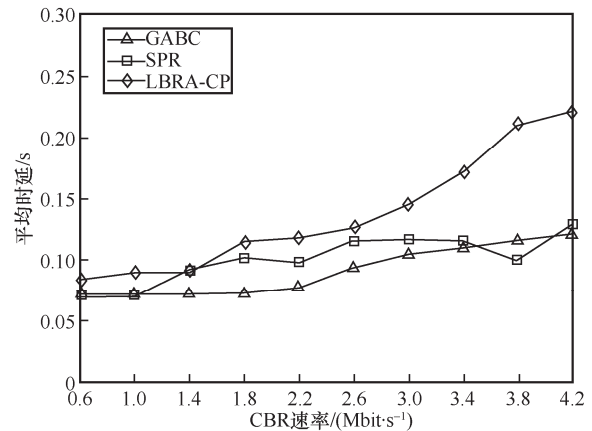


图6 不同 CBR 速率下的平均时延

如图 7 所示, CBR 速率在 0.6 Mbit/s 到 1.4 Mbit/s 之间, 3 种算法的吞吐量相差不大。GABC 算法在 1.8 Mbit/s 到 4.2 Mbit/s 的 CBR 速率范围内始终保持着最高的吞吐量, SPR 算法的吞吐量最低。当 CBR 速率在 1 Mbit/s 至 3 Mbit/s 之间时, GABC 算法和 LBRA-CP 算法的吞吐量变化相似, 当 CBR 速率达到 3 Mbit/s 后, LBRA-CP 算法吞吐量有所下降。

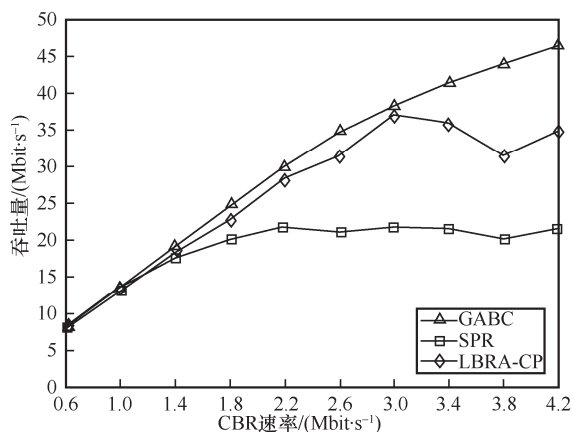


图 7 不同 CBR 速率下的吞吐量

5.3 泊松流下的性能

为了评估 GABC 算法在随机概率事件下的综合性能，设置每条数据流都服从泊松过程来发送数据包，具体见表 3。与恒定比特率流不同，泊松流每个源节点随机生成数据包。每条数据流源节点每隔一段时间随机发送数据包，单位时间内发送数据包个数符合泊松分布，数据包发送时间间隔符合指数分布。其中，数据包平均发送速率计算公式为

$$\begin{aligned} & \text{平均发送速率} \\ &= \text{平均数据包大小} \times \frac{1}{\text{平均时间间隔}} \times 8 \end{aligned} \quad (12)$$

图 8 显示了泊松流在不同的平均发送速率下的数据交付率对比。随着 7 条数据流的源节点发送数据包的平均时间间隔不断缩短，单位时间内的数据包增多，网络负载也逐渐加重。3 种算法在泊松流发送的平均速率在 0.6 Mbit/s 到 4.2 Mbit/s 之间的数据交付率均呈下降趋势，其中，SPR 算法只会选择最短距离的链路转发数据，因此性能最差。由于搜索范围更加广阔，GABC 算法和 LBRA-CP 算法的数据交付率均优于 SPR 算法。相较于 LBRA-CP 算法，GABC 算法一直保持着优势，尤其当速率大于 3 Mbit/s 时，LBRA-CP 算法数据交付率下降明显。由于 GABC 算法的动态拥塞处理机制，随着泊松流发送的平均速率的增加，GABC 算法呈现较为稳定的下降趋势。

图 9 显示了随着泊松流发送的平均速率的增加，3 种算法的传输开销对比。由于 GABC 算法的路由反馈机制，数据包更倾向于选择当前更优的路径，所以有着最佳的传输开销比。LBRA-CP 是基于蚁群算法的分布式群体智能算法，为了能将更多的数据包送达目的节点，需要搜

索更广的范围和更高的转发次数将数据成功送达目的节点，所以其传输开销比最高。

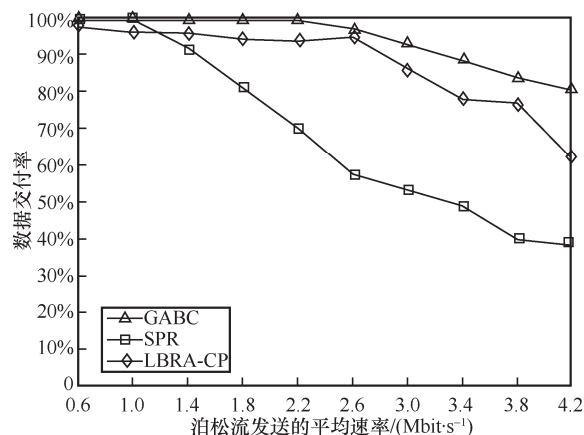


图 8 泊松流在不同的平均发送速率下的数据交付率对比

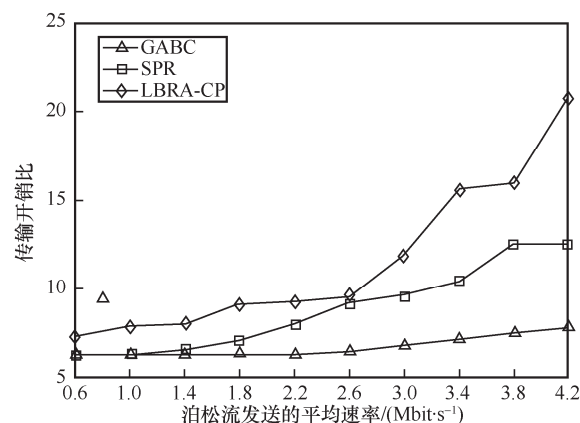


图 9 随着泊松流发送的平均速率的增加, 3 种算法的传输开销对比

图 10 显示了泊松流在不同的平均发送速率下的 3 种算法的平均时延。随着泊松流发送的平均速率增大，网络负载变重，GABC 算法在泊松流发送的平均速率在 0.6 Mbit/s 到 3 Mbit/s 之间保持着较低的平均时延，这是因为 GABC 算法的路由得到正反馈以及拥塞处理机制，均衡了网络负载，并且在泊松流发送的平均速率在 1.4 Mbit/s 至 2.6 Mbit/s 之间，GABC 算法保持最低的时延。在泊松流发送的平均速率大于 3 Mbit/s 后，GABC 算法和 SPR 算法的平均时延比较接近，但是随着网络负载加重，SPR 算法的丢包率远高于 GABC 算法。SPR 算法由于选择最短路径传输，其时延相比 LBRA-CP 算法较小，但数据交付率在网路拥塞时非常低。相较于 LBRA-CP 算法的搜索范围较广的特性，GABC 算法的拥塞处理机制，使数据包更倾向于选择当前更优的路径，所以 GABC 算法的平均时延优于 LBRA-CP 算法，在网络负载较重的时候体现得更为明显。

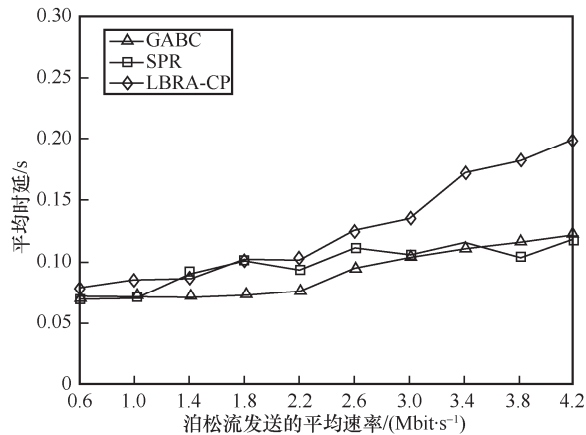


图10 泊松流在不同的平均发送速率下的3种算法的平均时延

图11显示了随着泊松流发送的平均速率的增加,3种算法的吞吐量对比。3种算法的吞吐量都随着泊松流发送的平均速率的增大而增大。在泊松流发送的平均速率在0.6 Mbit/s到1.4 Mbit/s之间3种算法的吞吐量相差不大,SPR算法在泊松流发送的平均速率大于1.8 Mbit/s后吞吐量并没有增加太多。在泊松流发送的平均速率在0.6 Mbit/s到2.6 Mbit/s之间,网络拥塞程度一般,GABC算法和LBRA-CP算法的吞吐量相差较小。当泊松流发送的平均速率大于2.6 Mbit/s后,拥塞程度严重,GABC算法的吞吐量逐渐拉开与LBRA-CP算法的吞吐量的距离。

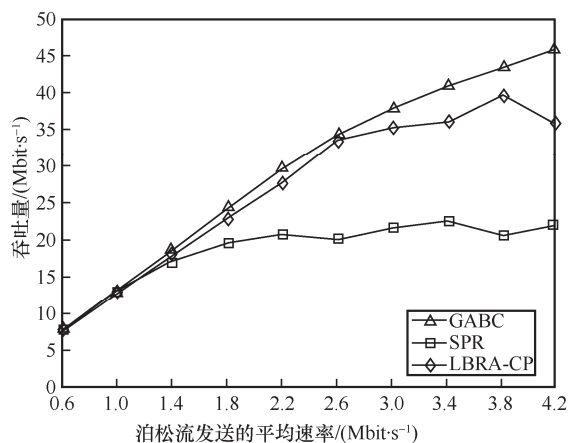


图11 随着泊松流发送的平均速率的增加,3种算法的吞吐量对比

总之,仿真实验结果表明,相比于LBRA-CP算法和SPR算法,GABC算法的数据交付率和吞吐量都是最高的,且在网络负载较重时可以有效均衡网络负载,拥有较小的传输开销和平均时延。这是由于GABC算法在人工蜂群算法基础上引入了遗传交叉操作,增加了路径搜索的多样

性,并且进一步考虑了链路拥塞状态,相应的,付出的额外代价是遗传操作所需的时间复杂度和空间复杂度,根据本文的分析,遗传优化算法时间复杂度和空间复杂度均在平方级,属于可接受范围,不影响算法的可行性。

6 结束语

后续将对低轨卫星网络中的负载均衡问题继续深入研究,将考虑卫星节点的能耗问题,在路由选择过程中,考虑卫星节点的能源状态,选择能够最大程度优化能量资源的节点来传递信息。

参考文献

- [1] 朱立东,张勇,贾高一. 卫星互联网路由技术现状及展望[J]. 通信学报, 2021, 42(8): 33-42.
ZHU L D, ZHANG Y, JIA G Y. Current status and future prospects of routing technologies for satellite Internet[J]. Journal on Communications, 2021, 42(8): 33-42.
- [2] LEE Y, CHOI J P. Connectivity analysis of mega-constellation satellite networks with optical intersatellite links[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(6): 4213-4226.
- [3] 安建平,李建国,于季弘,等. 空天通信网络关键技术综述[J]. 电子学报, 2022, 50(2): 470-479.
AN J P, LI J G, YU J H, et al. Key technologies of space-air-ground communication networks: a survey[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(2): 470-479.
- [4] BURLEIGH S C, COLA T D, MOROSI S, et al. From connectivity to advanced Internet services: a comprehensive review of small satellites communications and networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2019: 1-17.
- [5] BHATTACHERJEE D, AQEEL W, BOZKURT I N, et al. Gearing up for the 21st century space race[C]//Proceedings of the 17th ACM Workshop on Hot Topics in Networks. New York: ACM, 2018: 113-119.
- [6] 陈全,杨磊,郭剑鸣,等. 低轨巨型星座网络: 组网技术与研究现状[J]. 通信学报, 2022, 43(5): 177-189.
CHEN Q, YANG L, GUO J M, et al. LEO mega-constellation network: networking technologies and state of the art[J]. Journal on Communications, 2022, 43(5): 177-189.
- [7] LIU Y L, ZHU L D. A suboptimal routing algorithm for massive LEO satellite networks[C]//Proceedings of 2018 International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [8] LYU Y C, XING C, XU N, et al. Research of adaptive routing scheme for LEO network[C]//Proceedings of 2019 IEEE 5th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 987-992.
- [9] 李科新,尤力,高西奇. 基于大规模 MIMO 的低轨卫星通信系统[J]. 天地一体化信息网络, 2022, 3(1): 2-8.
LI K X, YOU L, GAO X Q. Massive MIMO LEO satellite com-

- munications system[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2022, 3(1): 2-8.
- [10] PORTILLO I D, CAMERON B G, CRAWLEY E F. A technical comparison of three low earth orbit satellite constellation systems to provide global broadband[J]. Acta Astronautica, 2019, 159: 123-135.
- [11] PULTAROVA T. Mega-constellations: will they bridge space communications[J]. Engineering & Technology, 2018, 13(1): 66-69.
- [12] JIA M, ZHU S Y, WANG L F, et al. Routing algorithm with virtual topology toward to huge numbers of LEO mobile satellite network based on SDN[J]. Mobile Networks and Applications, 2018, 23(2): 285-300.
- [13] 郑爽, 张兴, 王文博. 低轨卫星通信网络路由技术综述[J]. 天地一体化信息网络, 2022(3): 97-105.
- ZHENG S, ZHANG X, WANG W B. Survey of low earth orbit satellite communication network routing technology[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2022(3): 97-105.
- [14] CHEN Q, GIAMBENE G, YANG L, et al. Analysis of inter-satellite link paths for LEO mega-constellation networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(3): 2743-2755.
- [15] IWAMOTO K, ARAKI T, KOBAYASHI Y, et al. Experimental verifications on small optical inter-satellite communication system for small and micro satellites[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Space Optical Systems and Applications (ICSOS). Piscataway: IEEE Press, 2017: 59-62.
- [16] PAN T, HUANG T, LIX C, et al. OPSPF: orbit prediction shortest path first routing for resilient LEO satellite networks[C]//Proceedings of ICC 2019 - 2019 IEEE International Conference on Communications(ICC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [17] BAI J J, LU X C, LU Z X, et al. Compact explicit multi-path routing for LEO satellite networks[C]//Proceedings of HPSR. 2005 Workshop on High Performance Switching and Routing. Piscataway: IEEE Press, 2005: 386-390.
- [18] WANG H T, WEN G L, LIU N J, et al. A load balanced routing algorithm based on congestion prediction for LEO satellite networks[J]. Cluster Computing, 2019, 22(4): 8025-8033.
- [19] JAUHARI A S, KISTIANTORO A I. INET Framework modifications in OMNeT++ simulator for MPLS traffic engineering[C]//Proceedings of 2014 International Conference of Advanced Informatics: Concept, Theory and Application (ICAICTA). Piscataway: IEEE Press, 2014: 87-92.
- [20] LIU Y J, LIU C Y. Distributed dynamic routing algorithm for satellite constellation[C]//Proceedings of 2018 10th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN). Piscataway: IEEE Press, 2018: 300-304.
- [21] LIU X M, YAN X M, JIANG Z Q, et al. A low-complexity routing algorithm based on load balancing for LEO satellite networks[C]//Proceedings of 2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference (VTC2015-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [22] MA J L, QI X G, CHEN C. Routing algorithm based on congestion avoidance in satellite networks[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2019, 57(2): 357-362.
- [23] JI J K, SONG S B, TANG C, et al. An artificial bee colony algorithm search guided by scale-free networks[J]. Information Sciences, 2019, 473: 142-165.
- [24] LU Y, SUN N, PAN X Q. Mobile sink-based path optimization strategy in wireless sensor networks using artificial bee colony algorithm[J]. IEEE Access, 2018, 7: 11668-11678.
- [25] LABED S, KOUT A, CHIKHI S. A new approach based bee colony for the resolution of routing problem in mobile ad-hoc networks[J]. International Journal of Applied Metaheuristic Computing, 2019, 10(2): 131-151.
- [26] EBRAHIMNEJAD A, ENAYATTABR M, MOTAMENI H, et al. Modified artificial bee colony algorithm for solving mixed interval-valued fuzzy shortest path problem[J]. Complex & Intelligent Systems, 2021, 7(3): 1527-1545.
- [27] WANG Y, SZETO W Y. An enhanced artificial bee colony algorithm for the green bike repositioning problem with broken bikes[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 125: 102895.
- [28] XU F Y, LI H L, PUN C, et al. A new global best guided artificial bee colony algorithm with application in robot path planning[J]. Applied Soft Computing, 2020, 88: 106037.
- [29] KHAN I, MAITIM K. A swap sequence based Artificial Bee Colony algorithm for Traveling Salesman Problem[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 428-438.
- [30] XU C F, DUAN H B, LIU F. Chaotic artificial bee colony approach to Uninhabited Combat Air Vehicle (UCAV) path planning[J]. Aerospace Science and Technology, 2010, 14(8): 535-541.
- [31] BERTSEKAS D, GALLAGER R. Data networks[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1992.

[作者简介]



邓霞 (1983—), 女, 博士, 广州大学计算机科学与网络工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为空地一体化网络、移动边缘计算、分布式网络协议设计及性能分析等。



郝苗 (1998—), 女, 广州大学网络空间安全学院硕士生, 主要研究方向为低轨卫星网络、负载均衡路由算法等。



林武城 (1995—), 男, 广州大学计算机科学与网络工程学院硕士生, 主要研究方向为强化学习、分布式网络路由算法等。