

卫星网络中基于双向寻优粒子群优化算法的连接计划设计

戴翠琴, 唐煌, 郭林峰

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘 要: 针对卫星网络中拓扑时变、连接瞬断及资源受限的问题, 提出了一种基于双向粒子群优化 (BPSO) 的连接计划设计 (CPD) 方案。首先, 通过对资源受限的时变卫星网络分析, 建立了基于任务的时间拓展图 (TEG) 模型; 其次, 考虑网络拓扑的离散性和节点资源的有限性, 通过初始化、编码及修复环节生成卫星网络中的可用连接计划 (CP); 再次, 根据执行任务的特点设计评价函数以区分所生成的可用 CP 的优劣; 最后, 根据 CP 中链路稀疏的特点确定最差位置中待修正的比特, 提出 BPSO 算法不断修正 CP 以优化空间数据传输性能。仿真结果表明, 所提方案能够有效降低任务传输时间, 提升任务到达率。

关键词: 卫星网络; 连接计划设计; 双向寻优粒子群算法; 传输时间; 到达率

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019180

Contact plan design based on bi-directional particle swarm optimization in satellite network

DAI Cuiqin, TANG Huang, GUO Linfeng

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: Aiming at the problems of time-varying topology, intermittent connection, and constrained resource in satellite network, a contact plan design (CPD) scheme based on bi-directional particle optimization (BPSO) algorithm was proposed. Firstly, the task-based time-expanded graph (TEG) model was constructed through the analysis of resource-constrained time-varying satellite network. Next, available contact plan (CP) in satellite network were generated through initialization, coding and repairing by considering the discreteness of network topology and the limitation of node resources. Then, an evaluation function was designed according to the characteristics of the execution task to distinguish whether the generated available CP was good or bad. Finally, the bits to be corrected in the worst location were determined according to the sparse characteristics of links in CP, and the CP was continuously modified by the proposed BPSO algorithm to optimize the performance of spatial data transmission. The simulation results show that the proposed BPSO-based CPD scheme can effectively reduce the task delivery time and increase the task arrival rate.

Key words: satellite network, contact plan design, bi-directional particle swarm optimization algorithm, delivery time, arrival rate

1 引言

近年来, 随着人们对空域信息传输需求的与日俱增, 低轨 (LEO, low earth orbit) 卫星网络以轨道高度低、通信时延小、覆盖方位广、受地理环境影

响小和组网灵活的优势受到了越来越广泛的应用^[1-2]。但是, 由于卫星节点间的相对运动容易导致星间链路 (ISL, inter-satellite link) 连接中断, 使卫星网络拓扑时变、路由表频繁更新、空间信息传输效率降低。此外, 由于卫星在能耗、转发器数量等

收稿日期: 2019-03-22; 修回日期: 2019-07-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61601075); 重庆市科委自然科学基金资助项目 (No.cstc2016jcyjA0174)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 61601075), The Natural Science Foundation Project of CQ CSTC (No.cstc2016jcyjA0174)

资源上的限制,使空间节点在同一时间内不能同时建立多条链路来传输数据^[3]。针对以上问题,考虑到卫星网络拓扑动态、连接间断及资源受限的特性,为了通过空间链路的优化调度来最大化网络传输效率,连接计划设计(CPD, contact plan design)引起了研究者的关注^[4]。

目前,已有少量文献对卫星网络中的 CPD 展开了研究^[5-10]。文献[5]根据卫星节点的本地拓扑信息计算不相交路径(或节点),并以此构建连通图(CG, connected graph)来增强卫星网络拓扑的稳健性及链路连接的可持续性。文献[6]根据卫星节点的轨道运动特性将 LEO 网络建模为有限状态自动机(FSA, finite state automaton),基于 FSA 的每个状态采用模拟退火(SA, simulate anneal)算法,避免了在状态转换期间链路分配的不稳定行为。由以上文献可知,通过 CG 和 FSA 均能实现卫星网络动态拓扑的静态离散化,但是,二者都没法有效地体现连续拓扑的时间演变性,使空间通信资源不能得到充分利用,尤其是当使用 CG 构建大规模空间网络时,空间节点间连通数量的增多会使网络成本效益急剧下降。针对网络成本效益问题,文献[7]基于一系列以时间为序的静态拓扑构建了同时具备时间和空间信息的动态时空图(STG, space-time graph),并在保持原始网络拓扑节点间连通性的同时稀疏了拓扑结构,降低了拓扑维持成本。考虑到卫星节点故障及移动性带来的连接不可靠问题,文献[8]通过设计加权有向 STG 来分析不同时隙中连接的可靠性,并引入生成树(ST, spanning tree),通过生成比率保证网络可靠性的同时优化了路由成本效益。基于链路连接容量的时变性,文献[9]提出了一种时间拓展图(TEG, time-expanded graph),有效地解决了卫星网络吞吐量优化问题。文献[10]通过对数据流和能量流分别对 TEG 进行了建模优化,区分了各拓扑结构的状态持续时间,并将连接计划(CP, contact plan)中数据的传输过程看作一个动态随机队列优化问题,通过逐时隙地设计 CP 来最大化吞吐量。

在卫星网络 CPD 的研究中,除了要考虑网络拓扑的时变性和空间链路连接的瞬断性,还需要考虑空间节点通信资源的有限性^[11-14]。考虑到卫星网络的资源受限问题,文献[11]基于遗传算法(GA, genetic algorithm)提出了一种 CPD 方案来最小化网络的多对多时延;文献[12]提出了一种公平连接

计划(FCP, fair contact plan)设计方案,通过最小边缘容量最大化和最大链路容量最小化的链路选择机制来平衡 ISL 的连接时间。文献[13]将 FCP 与时空路由感知相结合,采用 SA 算法求解卫星网络中 CPD 与路由的组合优化问题,在最大化公平性的同时改进了 CP 整体的端到端时延。针对导航卫星系统中的数据传输问题,文献[14]基于 SA 算法提出了一种启发式 CPD 方案来优化空间数据传输时延。以上已有的卫星网络中的 CPD 主要针对动态网络拓扑、间断链路连接和空间资源有限这三方面问题进行了优化设计,并没有考虑卫星网络中空间任务需求的多样性和网络规模大小对数据传输的影响。当网络规模较小时,在任务传输时间和链路消耗上无法满足空间任务中大量数据的传输。另一方面,如果不考虑空间任务需求的差异性,设计的 CP 将影响任务的到达率。

粒子群优化(PSO, particle swarm optimization)算法以其收敛速度快、并行计算能力强、具有动态的搜索能力等优点^[15],适用于满足卫星网络数据传输过程中对传输时间、能量消耗和数据存储的需要^[16-20]。文献[16]采用 PSO 算法去解决由空间环境和快速拓扑变化引起的多约束条件下卫星网络路由的能耗问题。文献[17]针对卫星网络中多任务协调规划问题,提出了一种具有变异算子的离散粒子群优化(DPSO, discrete particle swarm optimization)方案。文献[18]基于 DPSO 算法,引入分支定界算法来提高局部搜索能力的同时,采用局部邻域拓扑来避免早期收敛陷阱。文献[19]采用多目标粒子群优化(MOPSO, multi-objective particle swarm optimization)算法优化卫星系统有效荷载参数进行地球观测任务。文献[20]采用改进的 PSO 算法,提出了一种基于压缩感知的卫星导航信号采集方法(NSA-CSIPSO, navigation signal acquisition-compressed sensing using improved particle swarm optimization),确保卫星导航信号恢复准确性的同时减少接收机所需的空数据量。以上文献的卫星网络中 PSO 的算法研究主要针对路由能耗、任务协调、对地观测、信号采集等问题提出了解决方案,并没有考虑卫星网络拓扑动态、连接间断及由此引起的 CPD 问题。

本文针对空间任务的多样性与卫星网络的资源受限问题,综合考虑 PSO 算法的收敛速度与卫星网络状态的时变性、PSO 算法的内存空间占用小

与卫星网络的资源有限性，在传统 PSO 算法的基础上，结合任务传输时效的特点和 CP 中链路的稀疏性，提出了一种基于双向寻优粒子群优化 (BPSO, bi-directional particle swarm optimization) 算法，来优化数据在卫星网络中的传输效率。首先，针对 LEO 卫星网络拓扑的时变性，建立了基于任务类型的 TEG 模型，定义各状态的连接容量和负载约束。其次，基于离散拓扑对 CP 进行初始化、编码及修复操作之后，通过构建基于差异化任务的评价函数及双向迭代过程来指引粒子的寻优方向，使整个粒子群逐渐接近最优位置，进而提升算法的持续寻优能力及网络性能。最后，通过仿真验证了 BPSO 算法具有很好的任务传输时间和任务到达率，更适合于在资源受限的 LEO 卫星网络中传输大量带有时效要求的数据。

2 系统模型

2.1 网络模型

由于卫星节点围绕地球周期性运动的特性，使网络拓扑结构具有动态变化、ISL 频繁切换和通断关系随时间动态变化的特点。此时，如果 LEO 卫星和地面站直接建立通信链路，信道状态会随着卫星运动而动态变化，继而影响到网络的整体性能。因此，为了解决资源受限情况下 LEO 卫星网络中数据采集和传输的问题，本文研究并提出了一种基于 BPSO 的 CPD 方案。

图 1 所示的卫星通信网络由四类节点构成：1) 地面数据待采集的源节点，此类节点可被看作一个小范围的数据待采集区域，并令其仅能与卫星节点建立上行链路；2) 任务处理中心 (MOC, mission operation center)，主要用于数据处理、制定 CP 和 CP 的播发，可以和卫星节点与地面节点进行双向通信；3) LEO 卫星节点，主要用于采集和传输数据，可以与地面站、卫星、MOC 建立双向链路；4) 地面站目的节点，主要用于接收数据和播发 CP，可以和卫星与 MOC 建立双向链路。

在如图 1 所示的卫星通信网络中，数据采集和传输的过程可分为如下步骤。

步骤 1 任务源向 MOC 发起任务请求。

步骤 2 MOC 根据任务源发来的任务请求和当前卫星的传输状态制定 CP，并将计算所得的 CP 传输到卫星节点。

步骤 3 卫星根据接收到的 CP 进行一系列数

据采集和传输，并同时将从所采集的数据传输到地面站。

步骤 4 地面站通过地面网络将卫星采集传输过来的数据传输到 MOC 进行统一处理。

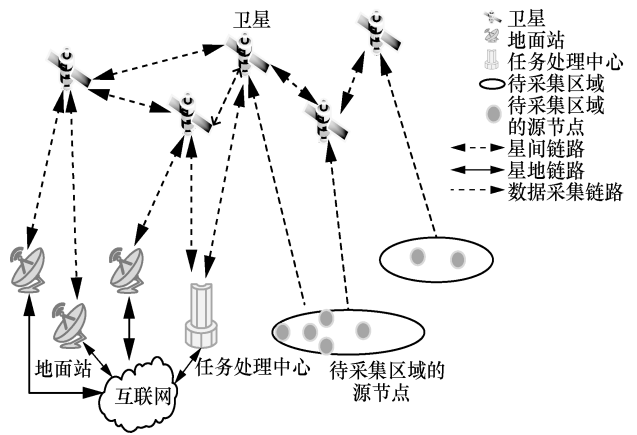


图 1 网络模型

2.2 基于任务类型的 TEG 模型

如前所述，由于 ISL 会因为卫星之间的相对运动频繁地断开，LEO 卫星网络的拓扑结构具有时变性，因此，采用 TEG^[9]来表示随时间变化的拓扑结构，如图 2 所示。图 2 中 a 表示待采集的数据源节点， g 表示地面站， s 表示卫星。考虑到 MOC 在数据传输过程中与地面站功能相当，在图 2 中将其可视为地面站，故未单独列出。此外，各节点表示符号的上标表示当前节点所处的状态，下标为当前节点的索引号，例如 s_2^3 表示第 3 个状态中的卫星节点 2。假设在一个状态内节点之间的连接是连续且恒定的^[21]，则各状态的持续时间称作是连接容量。TEG 通过连接容量的累加来区分各节点状态，当节点之间的连接状态发生改变时，网络就切换状态。将图 2 中节点状态标注为 C_1, C_2, \dots, C_n ，其对应的连接容量分别为 CT_1, CT_2, \dots, CT_n 。

基于图 1 所示的卫星通信网络，图 2 连接拓扑部分给出了包含卫星、数据采集点和地面站的节点间连接拓扑；基于网络连接拓扑，图 2 连接计划部分给出了考虑星地链路、星间链路、数据采集链路及任务路径后的 CP，其中所有 CP 的链路都是通过连接拓扑中的潜在链路中挑选出来的。同时，考虑到卫星的资源受限，卫星节点在同一时间内仅能建立一条链路，如式(1)所示。

$$\sum_{n=1}^{N_s} P_{c,n,m} = \begin{cases} \{0,1,2,3\}, & n = s, m = g \\ \{0,1\}, & n = s, (m = s, a) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $P_{c,n,m}$ 表示节点 n 和节点 m 在状态 c 时建立的链路数量, N_s 表示卫星节点的数量。

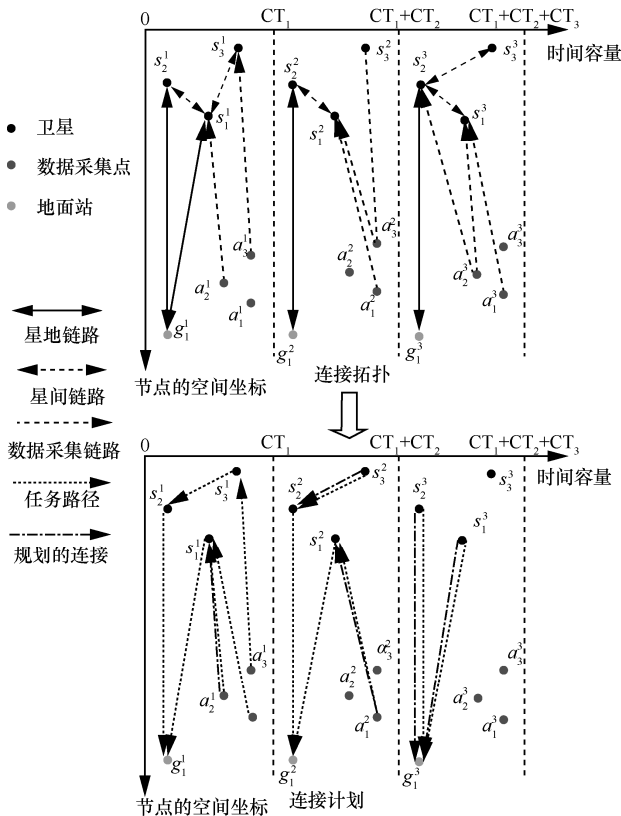


图 2 基于任务类型的 TEG 模型

此外, 网络节点的负载变化必须满足式(2)所示的流量守恒原则。

$$B_{c,n}^y - B_{c-1,n}^y = \sum_m X_{c,m,n}^y - \sum_{m=1} X_{c,n,m}^y \quad (2)$$

其中, $B_{c,n}^y$ 表示在状态 c 时, 节点 n 负载任务类型为 y 的数据分组数量; $X_{c,m,n}^y$ 表示在状态 c 时, 任务 y 在链路 $m-n$ 上传输的数据分组数量。需要注意的是, 由于各状态的连接容量有限, 故各状态传输数据分组的数量应不大于连接容量, 即

$$X_{c,n,m}^y \leq CT_c \quad (3)$$

3 方案描述

在 LEO 卫星网络中, 节点间的连接会因为节点的周期性运动而呈现出周期性断开的特点, 且同一时间可建立连接的数量也受到了严格的限制。因而, 在采用 LEO 卫星网络进行大规模数据采集和传输时, 需要针对空间任务的多样性和动态的资源限制设计来满足传输需求的 CP。

本文基于传统 PSO 算法的思想, 结合空间任务传输的时效性和 CP 中链路的稀疏性, 提出了基于 BPSO 的 CPD 方案, 旨在根据空间任务和 CP 的特点求解出适合在 LEO 卫星网络中执行各类空间任务的 CP。

3.1 BPSO 流程

基于 BPSO 的 CPD 方案的基本思想为: 考虑到卫星网络中 CP 的特点, 将 CP 视作粒子群, 引入 PSO 算法制定 CPD; 同时, 根据数据采集和传输任务的特点, 对粒子进行评价和选择性保存, 进而迭代式地调整粒子的速度和位置, 使粒子群逐渐靠近系统最优解。

BPSO 的流程如图 3 所示, 其具体实现步骤包括: 1) 初始化, 对 BPSO 进行初始化操作, 即对 BPSO 输入离散拓扑、任务属性、相关参数等; 2) 编码, 根据生成的初始粒子群的负载情况和连接拓扑结构对 CP 进行二进制序列编码; 3) 修复, 由于随机生成的粒子可能打破系统的传输要求, 需要对粒子进行修复操作; 4) 计算最终适应值, 根据到达时间和任务特点计算粒子群内各粒子的最终适应值, 并通过各粒子的最终适应值区分粒子在粒子群中的优劣; 5) 判断是否终止算法, 判断当前迭代次数是否满足终止条件, 如果满足则跳出循环终止算法, 否则进入下一步; 6) 双向寻优, BPSO 根据评价结果和历史信息来保存历史极值以及对应的比特序列, 同时计算出当前粒子群的平均位置, 然后随机生成一个二进制值 randB, 如果 randB=1, 粒子则根据最优位置进行寻优, 否则粒子根据最差位置中的待校正比特位置进行寻优, 至此各粒子根据随机二进制数和保存的历史信息即可调整自身的速度和位置。

3.2 CP 的表示

CP 的表示包含初始化模块、编码模块及修复模块, 在完成这 3 个模块后, CP 才能满足系统传输要求并被合理的表示。

在初始化阶段, 不仅需要提前确定 BPSO 在执行寻优步骤所要用到的影响因子、惯性权重等参数, 还需要通过离散拓扑结构确定各状态的状态长度及比特序列中各比特的表示链路。编码是通过确定的状态长度和离散拓扑把 CP 转换成二进制序列, 以使计算机在算法迭代过程中更方便地进行处理。因为初始的随机序列未考虑系统的传输要求, 故接下来还需要对序列进行修复。图 4 通过一个示例阐述了 CP 的表示过程。

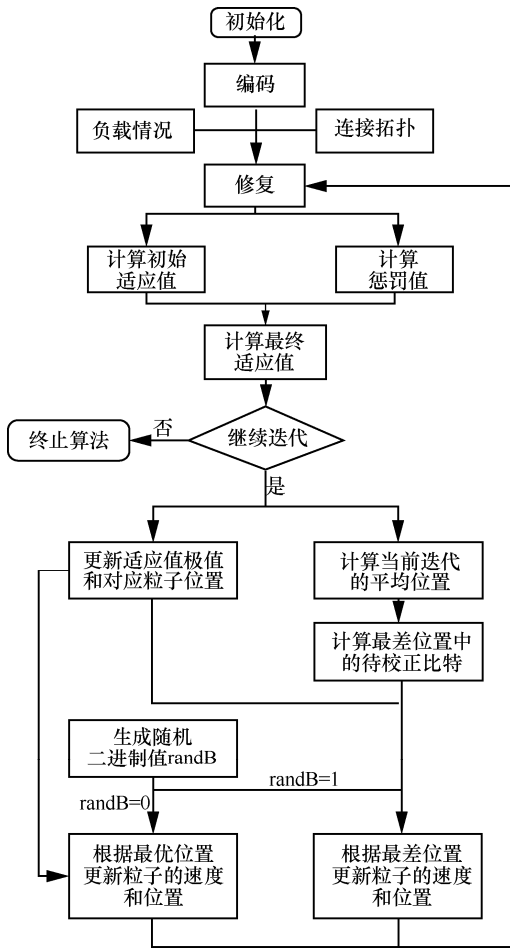


图 3 BPSO 流程

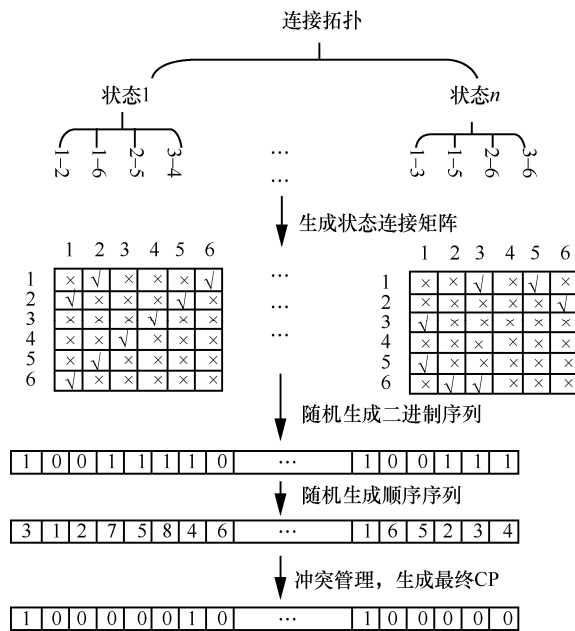


图 4 CP 表示过程

图 4 描述了一个六节点网络从初始化到修复的 CP 表示过程。首先，BPSO 通过离散连接拓扑各状

态的连接情况，逐个状态依次提取出潜在的可用链路，并根据状态内链路来构建连接矩阵，以便管理冲突链路。需要注意的是，本文的潜在的链路均是有向链路，故一条链路需向连接矩阵中填 2 个元素。然后，根据仿真时间统计潜在链路的总数，该数是各 CP 的序列长度。最后，BPSO 根据粒子群大小及序列长度生成一定数量的随机二进制序列作为初始序列。

3.1 节描述了 BPSO 在初始化和生成随机序列的执行步骤。但是，由于执行步骤并未考虑 CPD 的半双工传输限制，也未考虑到传输效率的问题，因此完成随机初始化的 CP 需执行修复操作以满足系统的传输要求。BPSO 的修复主要考虑 2 个方面：一方面为了满足系统半双工传输限制对产生建立冲突的链路进行管理；另一方面为了提高传输效率避免建立空负载链路。对于冲突管理而言，如果按照序列从左到右的顺序管理建立需求，则处在状态起始端的链路势必更容易建立，而处于末端的链路则会因为发送节点或接收节点被占据而放弃建立。因此，在冲突管理之前，BPSO 需要有一个大小为当前状态长度的随机顺序序列，并按随机生成的顺序及对应的二进制值来确定哪条链路应该优先建立。建立链路后，将连接矩阵链路对应的行/列元素全设置为不可用，以防止其他有需求的冲突链路误建立。对于空负载链路而言，如果当前发送节点为空负载，则默认不建立该链路，以此来提升链路的使用效率。

3.3 基于任务时间特性的评价函数

完成修复后的序列为完整且可行的 CP，为了区分各粒子在粒子群中的优劣，下面对粒子进行评价。基于传统智能算法的 CPD 方案通常仅利用数据分组的传输状态来评价 CP 的优劣^[11-14]，忽略了不同任务的数据分组可能拥有不同的时间要求，这导致网络中数据分组的到达率降低。为此，本文提出了一种考虑任务到达时间、数据分组传输状态及数据分组生存时间的综合评价方式来提升任务数据的到达率，具体实现如式(4)所示。

$$F = \sum_y \frac{1}{\sum_c \sum_n \sum_m (T_c - T_y^{ar}) X_{c,n,m}^y} \phi(TA_y) \quad (4)$$

其中， F 为适应值，该值的大小表示粒子的优劣程度； T_c 为状态 c 的起始时间； T_y^{ar} 是任务 y 的任务发起时间； $\phi(TA_y)$ 为任务 y 的罚函数，其计算

式为

$$\phi(TA_y)=1-\frac{N_o^y(T_{o,ave}^y-T_s^y)}{N_{all}^y T_s^y} \quad (5)$$

其中, T_s^y 为任务 y 的生存时间; N_{all}^y 为任务 y 需传输的所有数据分组的数量; N_o^y 为传输时间超出生存时间 T_s^y 数据分组的数量; $T_{o,ave}^y$ 为超出生存时间的分组的平均传输时间, 其计算式为

$$T_{o,ave}^y = \frac{\sum_{z=1}^{N_o^y} T_{o,z}^y}{N_o^y} \quad (6)$$

其中, $T_{o,z}^y$ 为任务 y 中超出生存时间 T_s^y 的数据分组 z 的传输时间。

完成评价后, BPSO 判断当前是否满足迭代结束的条件。本文采用静态终止条件来决定算法是否结束, 即达到一定迭代次数后, BPSO 终止, 否则, 进入第 4 节的寻优流程。

4 基于 CP 链路稀疏性的双向寻优

在传统 PSO 中, 粒子的速度和位置通常都基于历史最优信息进行更新, 这种方法可以快速地调整粒子的运动方向, 使粒子快速地朝着自身认为的最优位置方向移动^[15]。在卫星网络的 CPD 中, 粒子中各比特的值会因为系统中卫星转发器数量的限制而相互制约, 如果直接采用传统 PSO, 虽然可以简单快速地调整粒子运动轨迹, 但是会导致粒子的比特串中大规模出现 0 值, 进而缩小粒子之间的差异, 使粒子极有可能过快地进入局部优化, 从而难以获得一个传输效率高效的 CP。为此, 本文提出了一种基于 CP 链路稀疏性的双向寻优机制来引导粒子的运动方向。

通过将粒子的当前位置与历史最差或最优位置进行比较, 可以有效地引导粒子的运动方向, 并逐渐靠近最优位置。因此, 完成评价后对粒子的历史信息进行更新, 并根据这些更新后的最优/最差位置动态地调整粒子自身的速度和位置。各粒子一共需保存四类极值及极值所对应的位置, 这四类极值分别是全局最优值、全局最差值、局部最优值和局部最差值, 其中, 全局极值及位置由粒子群共享, 而局部极值及位置则由各粒子自身的历史信息决定。

从图 4 中的示例看到, 系统的限制条件会使可行 CP 的比特串中大比例出现 0 值。即使是拥有历

史最差值的粒子, 其序列串中的大量 0 值都会因为空负载而禁止建立链路。换言之, 低适应值粒子也拥有大量与高适应值粒子相同比特位置的 0 值, 也即可用 CP 中的链路具有稀疏性。如果此时直接按最差位置来反向调整粒子速度, 最差粒子的稀疏链路会影响各粒子的位置向 1 值靠近, 从而大范围地打破系统限制, 最终, 各粒子需要大量的修复才能满足传输要求, 使网络性能恶化。因此, BPSO 在利用最差位置对各粒子进行寻优方向引导时, 需提前找出最差位置中能够正确引导粒子方向的比特位置。为此, BPSO 引入了平均位置的概念, 并根据平均位置与最差位置的对比来确定最差位置中待校正的比特。

在求取粒子群的平均位置前, 先引入以下几个统计参数: 状态 c 下链路 $n-m$ 在粒子群中建立的次数 $N_{c,n,m}$; 状态 c 下链路 $n-m$ 关联链路的类型数 $N_{c,n,m}^{re,t}$; 状态 c 的链路类型数 (状态长度) N_c^t ; 状态 c 下链路 $n-m$ 的关联链路在粒子群中建立的次数 $N_{c,n,m}^{re}$; 当前粒子 CP_i 在状态 c 建立的链路数 $N_{CP_i,c}$; 粒子群在状态 c 建立的链路总数 $N_{CP_{all},c}$; 粒子 CP_i 在状态 c 第 j 个比特的值 $b_{CP_i,c,j}$ 。各参数之间的关系如图 5 所示。

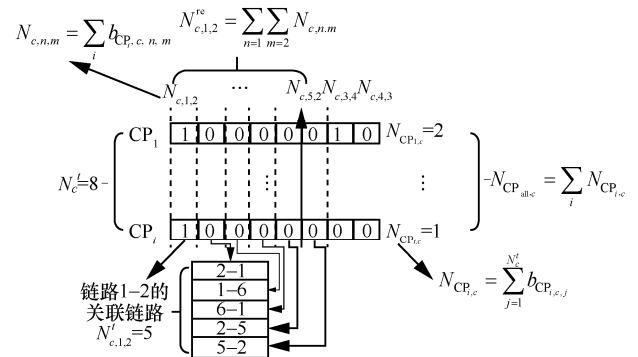


图 5 平均位置相关统计参数的关系示意

图 5 描述了图 4 中初始状态的首个比特平均位置的相关参数之间的关系。由于该状态中第一个比特表示链路 1-2, 可能与其产生冲突的相关链路分别是 2-1、1-6、6-1、2-5 和 5-2。如果简单按照建立当前链路的粒子总数是否超过粒子群数量的一半来决定当前比特的均值是否为 1, 则粒子群的均值只会有极少的比特值为 1, 进而导致许多有效链路闲置, 最终错误地引导粒子的运动方向。为此, 在求取平均位置时, BPSO 不仅考虑了当前

链路在状态内的建立情况，还考虑了与其冲突的关联链路建立情况，使平均位置能够合理地表示出粒子群在当前迭代的平均状态。平均位置的计算流程如图 6 所示。在计算平均位置时，先通过式(7)计算当前链路奖励数量比，再用式(8)计算当前链路类型数量比

$$R_{c,n,m}^{re} = \frac{N_{c,n,m}^{re} + N_{c,n,m}}{N_{CP_{all},c}} \quad (7)$$

$$R_{c,n,m}^t = \frac{N_{c,n,m}^{re,t} + 1}{N_c^t} \quad (8)$$

通过对比式(7)和式(8)的计算结果，可以判断出粒子群中当前链路 $n-m$ 是否被大多数粒子所建立。而利用式(9)的计算结果与 $\frac{1}{N_{c,n,m}^{re,t} + 1}$ 比较，可以判断出粒子群中当前链路 $n-m$ 是否在其相关链路集合中被大比例地建立。

$$R_{c,n,m}^{re} = \frac{N_{c,n,m}}{N_{c,n,m}^{re} + N_{c,n,m}} \quad (9)$$

在传统 PSO 中，粒子的速度与位置仅通过最优历史信息来更新，这种方法能够快速调整粒子的运动方向，使粒子迅速地朝历史最优位置的方向移动。但是，由于该方法对粒子运动的影响方式单一，容易限制粒子的搜索空间使其过早地进入局部优化，从而影响系统的性能。为此，BPSO 设计了基于 CP 链路稀疏性的双向寻优方法来更新粒子的速度与位置，具体如式(10)和式(11)所示。

$$v_{CP_i,j}(\text{iter} + 1) = w_{CP_i}(\text{iter})v_{CP_i}(\text{iter}) + a_1r_1[b_{CP_i,j}^{\text{best}}(\text{iter}) - b_{CP_i,j}(\text{iter})] + a_2r_2[b_{CP_i,j}^{\text{best}}(\text{iter}) - b_{CP_i,j}(\text{iter})] \quad (10)$$

$$v_{CP_i,j}(\text{iter} + 1) = w_{CP_i}(\text{iter})v_{CP_i}(\text{iter}) + a_1r_1[b_{g,j}^{\text{renew}}(\text{iter}) - b_{g,j}^{\text{worst}}(\text{iter})] + a_2r_2[b_{g,j}^{\text{renew}}(\text{iter}) - b_{g,j}^{\text{worst}}(\text{iter})] \quad (11)$$

其中， $v_{CP_i,j}(\text{iter}+1)$ 是粒子 CP_i 的第 j 比特在第 $\text{iter}+1$

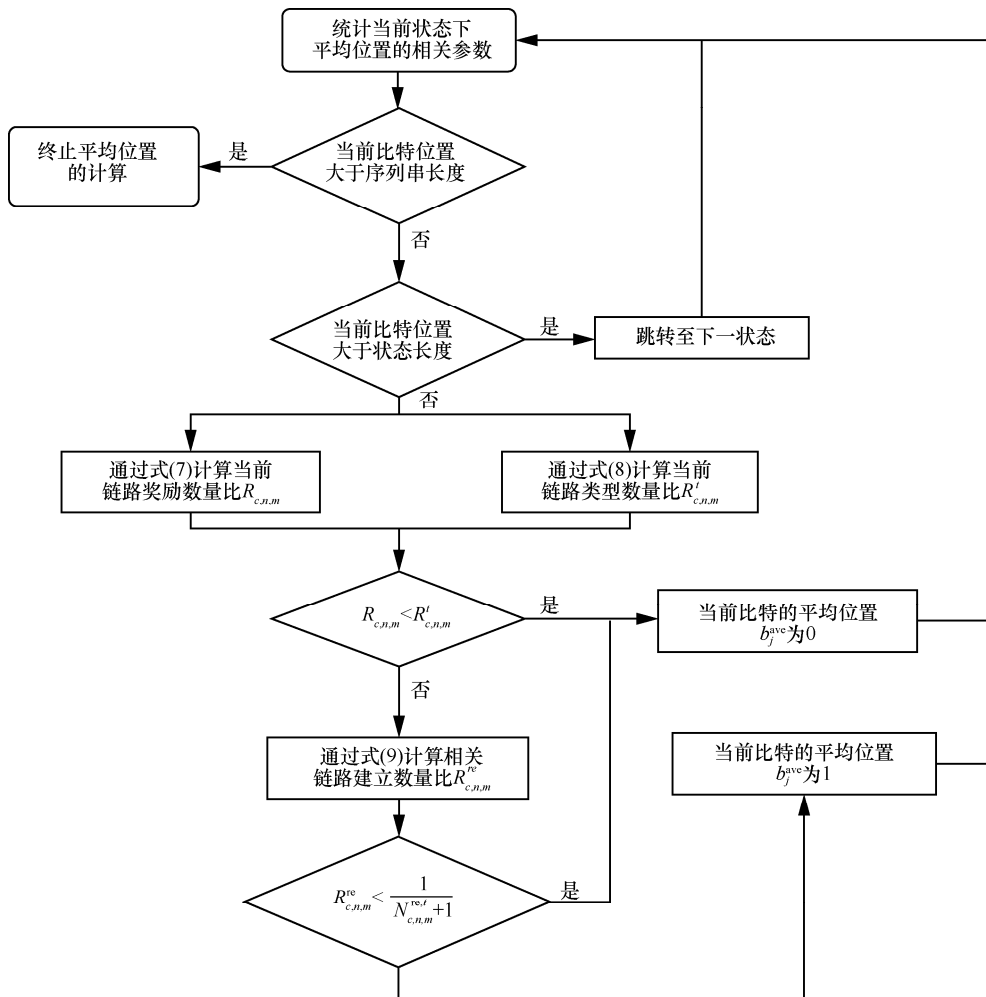


图 6 平均位置计算流程

次迭代的速度； $b_{CP_i,j}^{best}(iter)$ 和 $b_{CP_i,j}^{worst}(iter)$ 分别是粒子 CP_i 的第 j 比特在第 $iter$ 次迭代的局部最优值和局部最差值； $b_{g,j}^{best}$ 和 $b_{g,j}^{worst}$ 分别是第 j 比特在第 $iter$ 次迭代的全局最优值和全局最差值； a_1 和 a_2 分别是局部影响因子和全局影响因子； r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 的随机小数； $b_{CP_i,j}(iter)$ 是粒子 CP_i 的第 j 比特在第 $iter$ 次迭代的值； $b_{CP_i,j}^{renew}$ 和 $b_{g,j}^{renew}$ 分别是粒子 CP_i 的第 j 比特在第 $iter$ 次迭代的局部更新值和全局更新值，计算方式分别如式(12)和式(13)所示； $w_{CP_i}(iter+1)$ 是粒子 CP_i 在第 $iter+1$ 次迭代的惯性权重，其计算式如式(14)所示。

$$b_{CP_i,j}^{renew} = \begin{cases} b_{CP_i,j} \oplus 1, & b_{CP_i,j} \neq b_{CP_i,j}^{worst} \\ b_{CP_i,j}, & b_{CP_i,j} = b_{CP_i,j}^{worst} \end{cases} \quad (12)$$

$$b_{g,j}^{renew} = \begin{cases} b_{CP_i,j} \oplus 1, & b_{CP_i,j} \neq b_{g,j}^{worst} \\ b_{CP_i,j}, & b_{CP_i,j} = b_{g,j}^{worst} \end{cases} \quad (13)$$

$$w_{CP_i}(iter+1) = \begin{cases} w_{min} - \frac{(w_{max} - w_{min})(f_{CP_i}(iter) - f_{min}(iter))}{f_{avg}(iter) - f_{min}(iter)}, & f_{CP_i}(iter) > f_{avg}(iter) \\ w_{max}, & f_{CP_i}(iter) < f_{avg}(iter) \end{cases} \quad (14)$$

其中， w_{min} 和 w_{max} 分别是输入系统的最小惯性权重和最大惯性权重； $f_{min}(iter)$ 和 $f_{ave}(iter)$ 分别是第 $iter$ 次迭代粒子群的最小适应值和平均适应值； $f_{CP_i}(iter)$ 是第 $iter$ 次迭代粒子 CP_i 的适应值。

完成速度和权值更新的粒子根据式(15)来计算自身的位置。

$$b_{CP_i,j}(iter+1) = b_{CP_i,j}(iter) + v_{CP_i,j}(iter+1) \quad (15)$$

由于各比特最终的展现形式是二进制数，则最终粒子的第 j 比特的值通过式(16)来计算。

$$b_{CP_i,j} = \begin{cases} 0, & b_{CP_i,j} < 0.5 \\ 1, & b_{CP_i,j} \geq 0.5 \end{cases} \quad (16)$$

由于仅依靠历史信息更新的位置并没有考虑系统在转发器数量上的限制，故 BPSO 需重新对新生成的序列进行修复，基于 CP 链路稀疏性的双向寻优过程一直迭代至满足算法的终止条件，得到的最终 CP 为拥有全局最优适应值的粒子位置。

5 仿真与分析

为了验证本文模型及所提算法的有效性，本文

利用 Matlab 和卫星工具箱 (STK, satellite tool kit) 进行联合仿真。

LEO 卫星网络采用 Iridium 星座，即 6 条极轨道，各轨道拥有 11 颗卫星。LEO 卫星网络中的各卫星分别能与同轨道的相邻卫星和相邻轨道距离最近的卫星建立通信链路。其中，轨内链路可以持续建立，轨间链路会在 2 个极区上方关闭。卫星工具箱 (STK, satellite tool kit) 模拟场景共设置 3 个数据采集区域，分别位于印度、澳大利亚和美国，任务发起的具体位置在采集区域内随机产生；各采集区域分别发起 20 个数据采集任务。所有任务共包含 1 000 个数据分组，各任务的发起时间和待采集数据分组数量均服从泊松分布^[22]。以实验仿真的起始时刻为起点，各任务的发起时间与仿真起始时间之间的最短间隔不超过 7 200 s。地面站分别位于和田 (37.11°N, 79.92°E)、密云 (40.45°N, 116.86°E) 和西安 (34.45°N, 109.49°E)。简便起见，假设各链路每秒传输一个数据分组^[21]，各数据分组的生存时间为 4 800 s。在 BPSO 中，粒子群大小、最小惯性权重、最大惯性权重、局部学习因子和全局学习因子分别设置为 100、0.6、0.8、2 和 2。LEO 卫星网络的轨道相关参数如表 1 所示。

表 1 LEO 卫星网络轨道相关参数

参数	设定值
星间链路	2 条轨内链路+2 条轨间链路
升交点赤经	31.6°(同向运动轨道面) 22°(反向运动轨道面)
轨道倾角	86.4°
轨道高度/km	780
仿真时长/s	18 000

此外，本文选取 GA^[11]和 PSO 算法^[15]这 2 种经典的启发式算法作为对比算法。为了提高可比性，对比算法的相关参数的设置尽可能地与 BPSO 相同，无法设置为相同的参数则设置为常用取值。GA 的交叉率和变异率分别设置为 0.6 和 0.05，采用精英策略选取子代。PSO 算法的惯性权重设置为 0.7。除了没有 BPSO 为各任务设计的罚函数，对比算法的评价方式与 BPSO 相同，以便直观地对比算法之间的性能差异。

图 7 中的平均适应值指的是粒子群的平均适应值，图 8 中的最优适应值指的是历史最优个体的适应值。由于在迭代过程中都保存了优秀个体，3 种算法的平均适应值和最优适应值都随着迭代次数

的增长而逐渐增加。由于 GA 的交叉和变异操作可以大范围地重组比特序列，其平均适应值和最优适应值在 200 次迭代后还能够持续增长。但由于该算法盲目的变异和交叉很容易打破系统传输限制，每次更新新比特序列后，GA 都需要大面积修复，这也决定了该算法迭代效率落后于 PSO 算法和 BPSO。对于 PSO 算法而言，由于算法只受历史最优信息的影响，故其平均适应值和最优适应值很快收敛并最终落后于 BPSO。由于 BPSO 的粒子受到两类极值的影响，故该算法的寻优能力更强，并最终在适应值上高于其他 2 种对比算法。

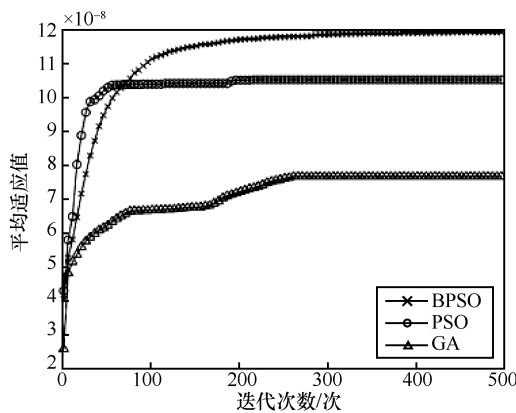


图 7 粒子群的平均适应值

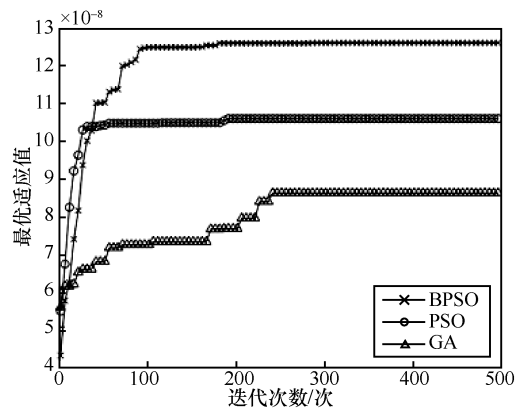


图 8 历史最优个体的适应值

图 9 的传输时间表示的是 LEO 卫星网络传输完所有数据分组所耗费的时间，图 10 是每个数据分组到达地面站平均耗费的时间。如图 9 和图 10 所示，各算法传输时间变化的趋势基本与图 7 中平均适应值的变化趋势保持一致，平均适应值越高，数据分组传递时间越小。GA 需更久的迭代次数才能收敛，PSO 算法快收敛但最终传输时间不如 BPSO。需要指出的是，对于 PSO 算法和 BPSO 在平均传输时间上的对

比，算法之间的差距并没有传输时间那么大。这是因为平均适应值更容易被传输时间较长的数据分组影响，而较早到达的数据分组并不能显著地提升平均适应值。

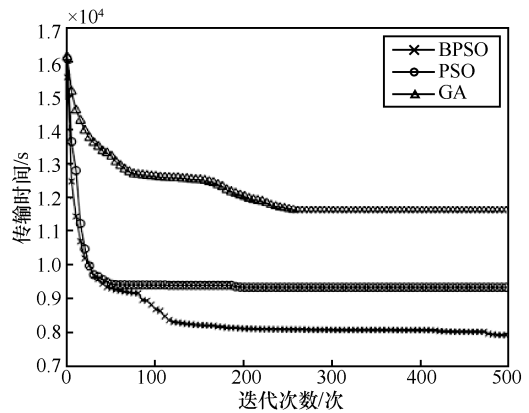


图 9 所有数据分组传输完成的耗费时间

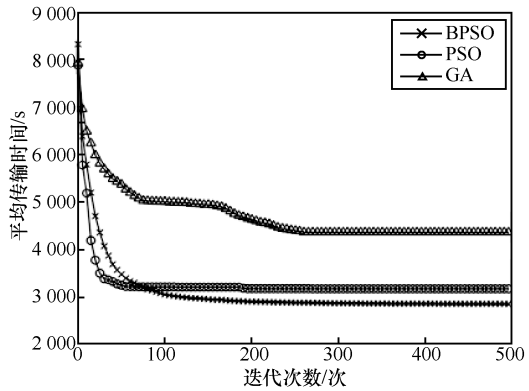


图 10 各数据分组到达地面站的平均耗时

图 11 描述了 3 种算法的链路消耗数量随迭代次数增加而变化的趋势。相较于 PSO 算法，BPSO 在链路消耗数上并不占优势，这是因为 BPSO 为了到达率和传输时间上的优势，所生成的 CP 会避开跳数较少但更拥堵的路径，选择跳数相对较多但不拥塞的路径来换取传输时间。

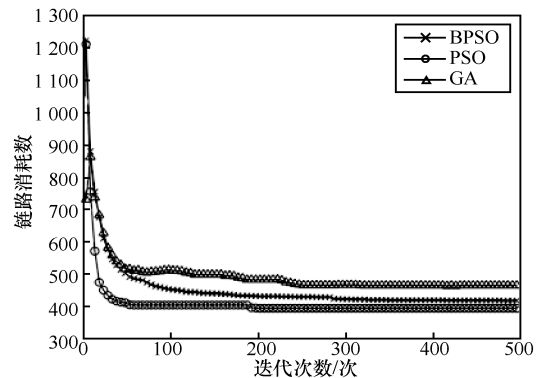


图 11 3 种算法的链路消耗变化对比

从图 12 可以明显地看出, BPSO 的到达率明显优于其他 2 种对比算法, 甚至在迭代初期, BPSO 的迭代效率也优于 PSO 算法。这是因为 BPSO 利用各任务数据的时间特点来对粒子个体进行惩罚, 使算法能够快速挑选出到达率更高的粒子, 而且这些粒子能够在迭代过程中高效地引导其他粒子运动, 最终使粒子群的到达率得到一个迅速且持续地提升。

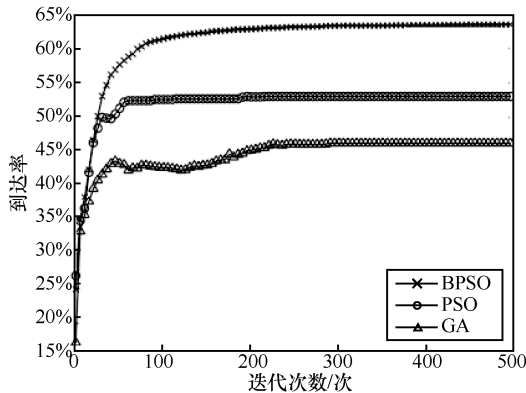


图 12 各数据分组的到达率

6 结束语

本文针对资源受限卫星网络中数据传输效率低的问题, 提出了一种基于 BPSO 的 CPD 方案。首先, 基于网络拓扑分析了卫星网络中的 CP 特性, 根据 CP 特征通过编码修复操作生成了可用 CP; 然后, 根据空间任务类型的不同制定了评价函数, 并根据评价函数所得的适应值区分 CP 的优劣; 最后, 考虑到 CPD 中链路稀疏的特点, 通过计算所得的平均位置和保存的最差位置来确定最差位置的待纠正比特, 进而通过最差位置的反向引导和最优的正向引导来调整粒子的寻优方向, 最终获得一个适合传输任务数据的 CP。仿真结果表明, 与经典优化算法 PSO 和 GA 相比, 本文提出的 BPSO 利用了较小的链路开销来换取传输时间及到达率的优势, 更适合于资源受限卫星网络中传输大量带有时效要求的数据。

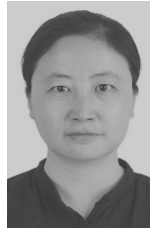
参考文献:

[1] MOSCHOLIOS I D, VASSILAKIS V G, SAGIAS N C, et al. On channel sharing policies in LEO mobile satellite systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(4): 1628-1640.
 [2] KOUROGIORGAS C I, PANAGOPOULOS A D. Space-time stochas-

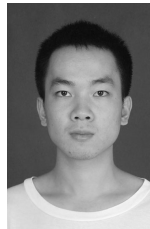
tic rain fading channel for multiple LEO or MEO satellite slant paths[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(3): 284-287.
 [3] 燕洪成, 张庆君, 孙勇. 空间延迟/中断容忍网络拥塞控制策略研究[J]. 通信学报, 2016, 37(1): 142-150.
 YAN H C, ZHANG Q J, SUN Y. On congestion control strategy for space delay/disruption tolerant networks[J]. Journal on Communications, 2016, 37(1): 142-150.
 [4] FRAIRE J A, FINOCHIETTO J M. Design challenges in contact plan for disruption-tolerant satellite networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(5): 163-169.
 [5] NOAKES M D, CAIN J B, ADAMS S L, et al. An adaptive link assignment algorithm for dynamically changing topologies[J]. IEEE Transactions on Communications, 1993, 41(5): 694-706.
 [6] SEONG H, BYOUNG C, KIM W, et al. Topological design and routing for low-earth orbit satellite networks[C]//IEEE Global Communications Conference. IEEE, 1995: 529-535.
 [7] HUANG M, CHEN S, ZHU Y, et al. Topology control for time-evolving and predictable delay-tolerant networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 2013, 62(11): 2308-2321.
 [8] HUANG M, CHEN S, LI F, et al. Topology design in time-evolving delay-tolerant networks with unreliable links[C]//IEEE Global Communications Conference. IEEE, 2012: 5296-5301.
 [9] WANG Y, SHENG M, LI J D, et al. Dynamic contact plan design in broadband satellite networks with varying contact capacity[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(12): 2410-2413.
 [10] LIU R Z, SHENG M, LUI K S, et al. An analytical framework for resource-limited small satellite networks[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(2): 388-391.
 [11] FRAIRE J A, MADDOERY P G, FINOCHIETTO J M, et al. Preliminary results of an evolutionary approach towards contact plan design for satellite DTNs[C]//IEEE International Conference on Wireless for Space and Extreme Environments. IEEE, 2015: 1-7.
 [12] FRAIRE J A, MADDOERY P G, FINOCHIETTO J M. On the design and analysis of fair contact plan in predictable delay-tolerant networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(11): 3874-3882.
 [13] FRAIRE J A, FINOCHIETTO J M. Routing-aware fair contact plan design for predictable delay tolerant networks[J]. Ad Hoc Networks, 2015(25): 303-313.
 [14] YAN H C, ZHANG Q J, SUN Y, et al. Contact plan design for navigation satellite network based on simulated annealing[C]//IEEE International Conference on Communication Software and Networks. IEEE, 2015: 12-16.
 [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995: 1942-1948.
 [16] CHAARI A, FDHILA R, NEJI B, et al. PSO based data routing in a networked distributed Pico-satellites system[C]//IEEE First AESS European Conference on Satellite Tele-communications. IEEE, 2012: 1-5.

- [17] LIU X, JIANG W, LI Y. Mutation particle swarm optimization for earth observation satellite mission planning[C]//IEEE International Conference on Management Science & Engineering 19th Annual Conference Proceedings. IEEE, 2012: 236-243.
- [18] ZHANG D Y, GUO L, CAI B, et al. A hybrid discrete particle swarm optimization for satellite scheduling problem[C]//IEEE Conference Anthology. IEEE, 2013: 1-5.
- [19] TRIHARJANTO R H, POETRO R E, HARDHIENATA S. Multi-objectives optimization of earth observation micro-satellite design using particle swarm[C]//IEEE International Conference on Aerospace Electronics and Remote Sensing Technology. IEEE, 2014: 99-106.
- [20] LI Q, ZHANG L, QIN X, et al. NSA-CSIPSO: satellite navigation signal acquisition method based on compressed sensing using improved particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Communication Software and Networks. IEEE, 2018: 290-295.
- [21] FRAIRE J A, MADORY P G, FINOCHIETTO J M. Traffic-aware contact plan design for disruption-tolerant space sensor networks[J]. Ad Hoc Networks, 2016(47):41-52.
- [22] KOLAWOLE O Y, VUPPALA S, SELLATHURAI M, et al. On the performance of cognitive satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications & Networking, 2017, 3(4): 668-683.

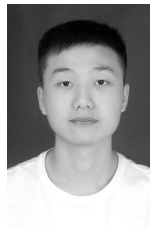
[作者简介]



戴翠琴(1976-)，女，宁夏固原人，博士，重庆邮电大学副教授，主要研究方向为卫星通信、智能计算、路径选择及优化等。



唐煌(1993-)，男，重庆人，重庆邮电大学硕士生，主要研究方向为卫星网络中的连接计划设计。



郭林峰(1994-)，男，江西吉安人，重庆邮电大学硕士生，主要研究方向为卫星网络中的连接计划设计。