

控制与决策

Control and Decision

数据驱动的多星任务网络预测调度算法

程绪金, 崔楷欣, 张磊, 刘伟, 史大威

引用本文:

程绪金, 崔楷欣, 张磊, 刘伟, 史大威. 数据驱动的多星任务网络预测调度算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(3): 749–758.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0972>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向建材装备集团制造的分布式多项目资源调度

Distributed multi-project resource scheduling oriented to manufacturing of building materials equipment group

控制与决策. 2021, 36(9): 2133–2142 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1802>

基于双种群模糊引力搜索算法的舰载机甲板作业调度

Flight deck operations scheduling based on dual population fuzzy gravitational search algorithm

控制与决策. 2021, 36(11): 2751–2759 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0523>

基于两阶段迭代优化的空天观测资源协同任务规划方法

A two-stage iterative optimization method for the coordinated task planning of space and air observation resources

控制与决策. 2021, 36(5): 1147–1156 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1193>

基于动态蚁群劳动分工模型的多AUV任务分配方法

A multi-AUV dynamic task allocation method based on antcolony labor division model

控制与决策. 2021, 36(8): 1911–1919 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1312>

基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(5): 1181–1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

数据驱动的多星任务网络预测调度算法

程绪金¹, 崔楷欣¹, 张磊², 刘伟², 史大威^{1†}

(1. 北京理工大学自动化学院, 北京 100081; 2. 中国空间技术研究院通信与导航卫星总体部, 北京 100094)

摘要: 多星任务调度是具有 NP-hard 特性的优化问题, 随着卫星资源规模和任务需求规模的双重增长, 传统调度方法求解效率不高. 在轨卫星在常年运行过程中积累了丰富的调度数据. 针对大规模多星任务调度场景, 建立多星多波束任务调度模型, 并提出数据驱动的多星任务网络预测调度算法对其求解. 以分割的思想, 实现多星场景下任务可调度性预测. 从历史调度数据中, 提取设定的 3 个静态特征和 5 个动态特征, 构建并训练预测网络, 预测任务被不同卫星完成的概率, 并以冲突避免、负载均衡等为原则, 得到初始任务和资源卫星的分配方案. 进一步设计双链结构的进化算法, 以双链编码形式表征上述关系, 配合设计的交叉、修复等进化算子, 优化初始方案中的任务序列与资源分配关系, 输出最终任务调度方案. 仿真结果表明, 与改进蚁群算法、混合遗传算法和数据驱动并行调度算法相比, 所提出算法在运行时间、方案收益和卫星负载均衡 3 方面均有较好的表现.

关键词: 数据驱动; 多星任务调度; 任务可调度性; 预测网络; 双链进化算法

中图分类号: V474.2; TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0972

引用格式: 程绪金, 崔楷欣, 张磊, 等. 数据驱动的多星任务网络预测调度算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 749-758.

Data-driven based network predictive scheduling algorithm for multi-satellite tasks

CHENG Xu-jin¹, CUI Kai-xin¹, ZHANG Lei², LIU Wei², SHI Da-wei^{1†}

(1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 2. Institute of Telecommunication and Navigation Satellites, China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China)

Abstract: The multi-satellite task scheduling problem is an optimization problem with NP-hard characteristics. Facing the growth of satellite resource scale and task demand scale, the traditional scheduling method is not efficient. In-orbit satellites have accumulated rich scheduling data during their perennial operation. Considering the large-scale multi-satellite task scheduling scenario, a multi-satellite multi-beam task scheduling model is established, and a data-driven based network predictive scheduling algorithm for multi-satellite tasks is proposed. With the idea of segmentation, task schedulability prediction in multi-satellite scenarios is realized. The designed 3 static features and 5 dynamic features are extracted from the historical scheduling data to build and train the prediction network that can be used to predict the probability of tasks being completed by different satellites, and the initial allocation scheme for tasks and resource satellites is obtained based on the principles of conflict avoidance and load balancing. We further design an evolutionary algorithm with a double-chain structure, which characterizes the above relationship. The algorithm contains evolutionary operators such as designed crossover and repair, optimizes the tasks sequence and resources allocation relationship in the initial scheme, and outputs the final task scheduling scheme. The simulation results show that, compared with the improved ant colony optimization algorithm, hybrid genetic algorithm and data-driven parallel scheduling approach, the proposed algorithm has better performance in three aspects: running time, scheme revenue and satellite load balancing.

Keywords: data driven; multi-satellite task scheduling; task schedulability; prediction network; double chain evolutionary algorithm

0 引言

随着航天领域的蓬勃发展,“北斗卫星导航”“鸿雁卫星通信”等各类卫星系统的完善,使得我国在轨

卫星数量迅速增多.同时,各类卫星的机动性、计算能力和载荷能力等有了明显提升.面对任务需求规模和卫星资源规模的双重增长,在大规模、复杂化的航

收稿日期: 2022-06-05; 录用日期: 2022-11-10.

责任编辑: 侯忠生.

†通讯作者. E-mail: daweishi@bit.edu.cn.

*本文附带电子附录文件,可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

天器管控新常态下^[1],如何高效利用有限的卫星资源,更好地实现多星任务调度,成为当下需要关注的问题.多星任务调度被证明是具有NP-hard特性的优化问题^[2-3],动态规划^[4]、分支定界^[5]等精确求解方法难以高效求解此问题.目前,对于多星任务调度的研究主要分为两类:1)元启发式算法求解;2)任务分解,即将多星任务调度问题分解为多个单星任务调度问题.元启发式算法在NP-hard问题求解上取得了良好的效果^[6-8].周毅荣等^[9]针对多星多站测控任务调度问题,设计了一种免疫遗传算法,引入了免疫记忆机制,记录冲突消解的结果和评价,用于指导重访时的数传任务调度.Hosseinabadi等^[10]提出了一种改进遗传算法,以基因段表示执行任务的卫星、成像区域和角度等信息,并设计了不同的抢占策略,以减少重复观测区域,提高了整体调度收益.王海蛟等^[11]设计了二进制与实数杂合的编码方式,并引入量子优化机制进行搜索,解决了任务选择的搜索空间和任务观测时间的搜索空间分别为离散域和连续域的问题.Zheng等^[12]提出了混合动态变异遗传算法,包含两个变异算子,分别用于正常求解模式和逃逸模式,避免早期收敛,加快了求解速度.黄双临等^[13]基于蚁群算法,提出了自适应的偏向探索概率,有效避免算法陷入局部最优,提高了任务调度成功率.当前用于求解多星任务调度问题的元启发式算法,在求解效率上有明显提升,但是,存在仅优化构建任务序列而忽视资源分配^[14]、随机生成的初始解影响计算效率^[15]、卫星负载不均衡^[16]等问题.

部分研究人员采取任务分解思想,将多星任务调度问题求解分为任务分配和单星任务调度问题求解两部分,以降低问题的复杂性.Yao等^[17]采用了自适应蚁群算法求解任务分配问题,采用启发式算法或快速模拟退火算法求解单星调度问题,集成得到完整方案后进行评估,评估结果反馈用于指导任务分配.Xu等^[18]提出了两个基于任务优先级的系统收益和机会成本指标,用于评估每个卫星的任务执行风险,然后选择风险最低的卫星.He等^[19]考虑了卫星任务调度的时间依赖性,设计了一种自适应任务分配策略,使用5种分配算子,为任务选择合适的卫星.Du等^[20]预测任务被不同卫星完成的概率,将任务分配给概率最大的卫星,再并行计算多个单星任务调度问题,提高了调度效率.任务分解降低了问题规模,但是,最终调度结果受任务分配策略影响很大,难以保障全局最优性.

近些年,成像卫星领域的研究者提出了“任务

可调度性”的概念,利用历史调度数据,在任务分配前,预测其能否成功调度.刘嵩等^[21]设计了组件化的求解架构,设计了变隐藏层节点数的集成BP神经网络,采取多数投票原则,降低了网络泛化误差.邢立宁等^[22]为了实现星上任务可调度性预测,精简模型输入为任务重叠度、任务收益和气象信息,降低了算法空间复杂度以满足星上计算环境.Peng等^[23]利用两个长短时记忆网络提取任务特征,配合分类网络,提高了任务可调度性预测准确率.陈浩等^[24]提出了一种基于双向门控循环单元的任务可调度性预测网络,有效观测建模前后任务间的潜在相互影响,提高了预测准确率.现有研究更多集中于单星场景的任务可调度预测,多星场景相关研究较少,且在预测结果的进一步使用上,略有不足,未将其用于指导任务分配.

资源卫星集群以一定轨道在空间运动,任务以随机的形式,动态地到达系统,同时任务有较强的时效性要求,必须在限定时间内完成.资源卫星需要在满足约束的条件下,提供通信、存储等资源,完成用户任务.在此动态场景中,时间信息对于资源卫星和任务而言均极其关键,因此本文采用滚动窗口策略^[25],将动态问题转化为多个静态窗口调度子问题,降低求解难度.在上述场景下,本文提出一种数据驱动的多星任务网络预测调度算法(data-driven based network predictive scheduling algorithm, DNPSA),即通过历史调度数据指导新任务分配,配合双链进化算法来实现多资源卫星的任务调度.本文主要有两个难点,分别为面对复杂多星任务调度场景,如何提取特征属性,实现任务可调度性预测以及如何将预测结果用于指导任务调度.本文主要内容如下.

1) 基于分割的思想,针对单个任务和单颗卫星,从历史调度数据中提取表征任务属性的3个静态特征和5个代表其与已初步分配任务间资源竞争的动态特征,预测任务被该资源卫星完成的概率,以此获得该任务被不同资源卫星完成的概率,配合任务分配策略,实现多星场景下的任务可调度性预测,并将预测结果用于指导任务调度过程.

2) 设计双链结构的进化算法,以任务链和资源卫星链的形式,表征预测网络得到的初始分配方案,在此基础上,使用设计的交叉、修复等进化算子,进一步优化任务序列和资源分配,消除网络预测偏差导致的任务冲突和卫星过载等问题,最终输出可执行的调度方案,避免现有元启发式算法受随机初始解影响、卫星负载失衡等问题.

3) 本文实现机器学习与元启发式算法的结合,用

于多星任务调度问题的求解. 实时收集的待调度任务数据经由任务可调度预测网络和任务分配策略, 得到较高质量的任务分配方案, 再通过双链进化算法, 对方案进一步优化. 相对现有元启发式算法等, 二者结合在运行时间、方案收益和卫星负载均衡3方面均有一定的提升.

本文常见符号及其定义如表1所示.

表1 常见符号及其定义

符号	含义说明
Sat	资源卫星集合, $\text{Sat} = \{\text{sat}_1, \text{sat}_2, \dots, \text{sat}_n\}$
Task	待调度的任务集合, $\text{Task} = \{\text{task}_1, \text{task}_2, \dots, \text{task}_m\}$
Beam	卫星波束集合, $\text{Beam} = \{1, 2, 3, 4\}$
p_i	任务 <i>i</i> 的优先级, $i \in \text{Task}$ 为第 <i>i</i> 个任务
d_i	任务 <i>i</i> 的持续时间
et_{is}	任务 <i>i</i> 最早开始时间
et_{ie}	任务 <i>i</i> 最晚截止时间
e_i	任务 <i>i</i> 需要的能量
m_i	任务 <i>i</i> 需要的存储空间
E_j	资源卫星 <i>j</i> 的极限能量, $j \in \text{Sat}$ 为第 <i>j</i> 颗资源卫星
M_j	资源卫星 <i>j</i> 的极限存储空间
vt_{ijs}	资源卫星 <i>j</i> 对任务 <i>i</i> 的可见开始时间
vt_{ije}	资源卫星 <i>j</i> 对任务 <i>i</i> 的可见结束时间
δ	转换时间, 用于载荷准备和姿态调整等
x_{ijk}	模型决策变量, $k \in \text{Beam}$, $x_{ijk} = 1$ 表示任务 <i>i</i> 成功分配至资源卫星 <i>j</i> 的波束 <i>k</i> 上
t_{ijks}	任务 <i>i</i> 分配至资源卫星 <i>j</i> 的波束 <i>k</i> 执行时的开始时间
t_{ijke}	任务 <i>i</i> 分配至资源卫星 <i>j</i> 的波束 <i>k</i> 执行时的结束时间
sn	任务调度方案的波束切换次数

1 问题分析与建模

1.1 问题分析

本文研究多资源卫星多用户任务的大规模调度问题. 资源卫星主要是多波束的低轨通信卫星, 提供资源满足用户提出的通信任务需求, 其相对其他卫星和地球的空间位置在不断变化. 用户任务是指来自地面站或成像卫星等对象提出的对于某段时间窗口的占用申请, 其产生具有随机性, 任务产生后立即进入系统等待调度. 任务*i*拥有任务优先级 p_i 、任务用户来源、任务持续时长 d_i 、任务可执行时间 $[\text{et}_{is}, \text{et}_{ie}]$ 等属性. 其中, 任务可执行时间表现为任务最早开始时间 et_{is} 与最晚完成时间 et_{ie} 的区间, 区间长度往往大于等于该任务的持续时间 d_i , 这也增加了任务调度的求解难度. 此问题可描述为: 在一定长度 T 的时间窗口内, 已知约束条件和充足的历史调度数据, 面对一系列待调度的任务集合Task和资源卫星集合Sat, 对任务*i* ($i \in \text{Task}$) 做出决策 x_{ijk} , 以最大化优化目标. 为了便于后续研究, 本文对该问题进行如下合理假设.

1) 任务均为元任务, 不进行分割, 即任务执行过程不能中断.

2) 任务*i*消耗的卫星能量 e_i 与任务持续时长 d_i 成正比, 忽略姿态转移消耗能量的差异.

3) 同一资源卫星的不同波束, 对于同一用户目标的可见时间 $[\text{vt}_{ijs}, \text{vt}_{ije}]$ 相同.

4) 若资源卫星的波束相邻任务的用户来源不同, 则记为一次波束切换, 波束切换需要消耗更多的时间和能量. 波束切换次数sn为整个任务调度方案中波束切换次数的总和.

1.2 模型建立

1) 优化目标.

本文定义的多星任务调度的优化目标是使得调度方案综合收益最大化, 其中综合收益是完成任务优先级之和、任务完成数量与波束切换次数的加权, 即

$$G = \alpha \sum_{i \in \text{Task}} \sum_{j \in \text{Sat}} \sum_{k \in \text{Beam}} x_{ijk} \cdot p_i + \beta \sum_{i \in \text{Task}} \sum_{j \in \text{Sat}} \sum_{k \in \text{Beam}} x_{ijk} - \gamma \cdot \text{sn}. \quad (1)$$

2) 约束条件.

任务调度过程中, 需要满足任务自身约束和卫星资源约束, 具体约束条件如下:

① 每个任务最多只能被完成1次, 即只能被某颗可用资源卫星的某个波束完成或被放弃, 有

$$\sum_{j \in \text{Sat}} \sum_{k \in \text{Beam}} x_{ijk} \leq 1, \quad \forall i \in \text{Task}. \quad (2)$$

② 任务具有时效性限制, 每个任务均有特定的可执行时间 $[\text{et}_{is}, \text{et}_{ie}]$, 此区域外执行该任务无效, 即任务实际执行时间 $[t_{ijks}, t_{ijke}]$ 必须在可执行时间区域内, 其中 $t_{ijke} - t_{ijks} = d_i + \delta$, 有

$$\text{et}_{is} \leq t_{ijks} < t_{ijke} \leq \text{et}_{ie}, \quad \forall i \in \text{Task}, \\ \forall j \in \text{Sat}, \forall k \in \text{Beam}, x_{ijk} = 1. \quad (3)$$

③ 卫星和任务对象可见时, 卫星才有完成该任务的可能, 即任务在某颗资源卫星上实际执行时间 $[t_{ijks}, t_{ijke}]$ 必须在该卫星和任务对象可见时间窗口 $[\text{vt}_{ijs}, \text{vt}_{ije}]$ 内, 有

$$\text{vt}_{ijs} \leq t_{ijks} < t_{ijke} \leq \text{vt}_{ije}, \quad \forall i \in \text{Task}, \\ \forall j \in \text{Sat}, \forall k \in \text{Beam}, x_{ijk} = 1. \quad (4)$$

④ 同一卫星同波束的相邻任务间需要一定转换时间, 用于载荷准备和姿态调整, 有

$$t'_{ijks} - t_{ijke} \geq \delta, \quad \forall i, i' \in \text{Task}, \forall j \in \text{Sat}, \\ \forall k \in \text{Beam}, x_{ijk} = x_{i'jk} = 1, t_{ijs} < t'_{ijs}. \quad (5)$$

⑤ 卫星执行任务越多, 其能量消耗越多, 卫星能

量补充是有限的,为了保证卫星的正常运行,消耗总能量不能超过卫星极限能量 E_j ,即

$$\sum_{i \in \text{Task}} \sum_{k \in \text{Beam}} x_{ijk} \cdot e_i \leq E_j, \forall j \in \text{Sat}. \quad (6)$$

⑥ 卫星执行任务会占据大量的存储空间,该空间一般不能立即得到释放,星载存储是有限的,为了简化问题,设定调度时间 T 使用的存储空间不能超过预设限制 M_j ,即

$$\sum_{i \in \text{Task}} \sum_{k \in \text{Beam}} x_{ijk} \cdot m_i \leq M_j, \forall j \in \text{Sat}. \quad (7)$$

2 DNPSA 算法设计

2.1 算法框架

整个算法可分为训练、预测和优化3个阶段,如图1所示.训练阶段主要是从历史调度数据中提取选择的特征,用于训练预测网络,预测任务被不同资源卫星完成的概率;预测阶段是待规划的任务集合,经过可调度性预测,配合任务分配策略,得到较高质量的初始分配方案集合;优化阶段是改进初始方案,消除任务预测与分配阶段偏差导致的任务冲突、资源卫星过载等问题,输出优质可执行的任务调度方案.

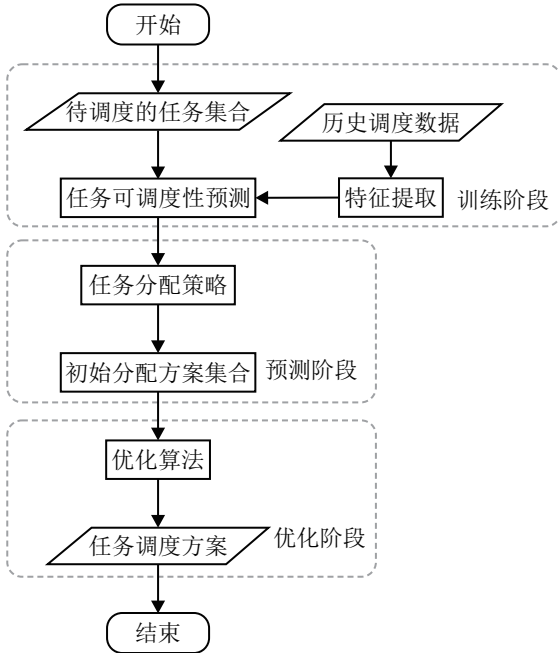


图1 算法流程

2.2 网络设计与训练

多星任务调度问题很复杂,即便采用相同的智能优化算法,搜索方向的随机性也使得调度结果不具备唯一性,这增加了可调度性预测的难度.任务特征的选择十分关键,不仅需要体现任务自身属性、卫星的资源属性和任务间的动态资源竞争,且要考虑其在多星场景下预测阶段的可获取性.网络训练是在获取调度数据的基础上进行的,但是在预测过程中,规划

方案没有具体得出如何量化体现任务间的资源竞争关系,这是在设计特征时需要重点考虑的一点.经过研究分析,本文选定了8个对多星任务调度结果影响较大的指标,具体如下.

- 1) 任务优先级、任务持续时长、任务持续时长/任务可执行时间;
- 2) 卫星剩余能量、卫星剩余存储空间;
- 3) 冲突任务数量、冲突任务优先级、冲突时间.

上述3类特征,分别体现了任务自身属性、卫星的资源属性和任务间的动态资源竞争特性,能够较好地表征多星任务调度问题,实现对任务可调度性的预测.第1类特征分别体现了该任务的收益、需要占用的时间窗口资源和灵活性,任务收益和灵活性越高,其成功调度的可能性越大,若是占用时间窗口资源越多,则调度难度增加,成功调度的可能性越低.第2类特征表示卫星的资源,剩余资源越多,被分配任务的可能性越大.第3类特征表征任务间的资源竞争,与已分配的任务间冲突越小,越易成功调度.任务特征提取的算法如下所示.

算法1 特征提取.

输入: 已预测的任务结果 $\text{TaskSet} = \{[\text{task}_1, \text{sat}_{j_1}], [\text{task}_2, \text{sat}_{j_2}], \dots, [\text{task}_{i-1}, \text{sat}_{j_{(i-1)}}]\}$, 待提取特征的任务 task_i 和该任务的可见卫星集合 $\text{Sat} = \{\text{sat}_1, \text{sat}_2, \dots, \text{sat}_n\}$;

输出: 该任务的所有特征 features .

- 1: 记录 p_i, d_i
- 2: $\text{flex}_i = d_i / (\text{et}_{ie} - \text{et}_{is})$
- 3: for each $\text{sat}_j \in \text{Sat}$
- 4: 从任务结果 TaskSet 中搜索分配至 sat_j 的任务,组成集合 $\text{TaskSet}_j = \{[\text{task}_{q_1}, \text{sat}_j], [\text{task}_{q_2}, \text{sat}_j], \dots, [\text{task}_{q_x}, \text{sat}_j]\}$
- 5: $\text{cn} = \text{cp} = \text{ct} = 0$
- 6: for each $[\text{task}_q, \text{sat}_j] \in \text{TaskSet}_j$
- 7: $\text{re} = E_j - e_q, \text{rm} = M_j - m_q$
- 8: if $[\text{et}_{is}, \text{et}_{ie}]$ overlap with $[\text{et}_{qs}, \text{et}_{qe}]$
- 9: $\text{cn} = \text{cn} + 1$
- 10: $\text{cp} = \text{cp} + p_q$
- 11: $\text{ct} = \text{ct} + \min\{\text{et}_{ie}, \text{et}_{qe}\} - \max\{\text{et}_{is}, \text{et}_{qs}\}$
- 12: end if
- 13: $\text{feature}_j = [p_i, d_i, \text{flex}_i, \text{cn}, \text{cp}, \text{ct}, \text{re}, \text{rm}]$
- 14: end for
- 15: end for
- 16: $\text{features} = [\text{feature}_1, \text{feature}_2, \dots, \text{feature}_j, \dots, \text{feature}_n]$
- 17: return features

在特征选取部分,本文采取“分割”思想,对待调

度任务集合逐个进行可调度性预测,使得任务可调度性预测从多星场景转化为多个单星场景,同时降低了特征数量和获取难度.在这种特征维度不高的情况下,使用人工神经网络进行预测,可有效地建立任务特征与任务可调度性间复杂的映射关系.网络结构不复杂,时间复杂度和空间复杂度较低,更适合卫星上的计算环境.

预测网络以提取的任务特征 $feature_j$ 作为输入,

输出为其可调度性预测结果 x_{ij} ,为了提高预测效果,网络内含多层隐藏层,结构如图2所示.预测网络以交叉熵为损失函数,即

$$Loss = - \sum_{i=1}^n [y_i \log y'_i + (1 - y_i) \log(1 - y'_i)].$$

其中: y_i 为标签值, y'_i 为预测值.采用信号前向传播和误差反向传播作为参数更新方式^[26],完成对网络的训练.

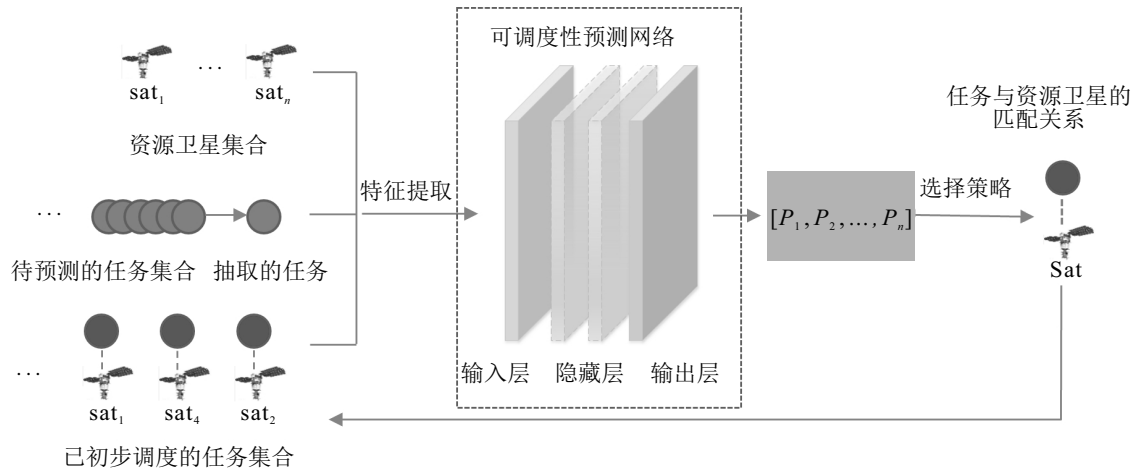


图2 任务可调度性预测和分配

2.3 任务预测与分配

任务预测和分配过程如图2所示,借助小规模算例对过程进行详细介绍.假定选取待预测的任务集合为 {1, 2, 3, 4, 5}, 资源卫星集合为 {sat₁, sat₂, sat₃}, 已初步调度的任务集合为空集 {}. 假设抽取任务1, 将其分配至卫星 sat₁, 提取8个特征, 已调度的任务集合为空集, 则其3个冲突特征均为0, 将特征输入训练好的预测网络, 可获得任务1被卫星 sat₁ 完成的概率, 以同样的方式获得该任务分别被其他2颗卫星完成的概率, 根据选择策略, 进行卫星选择, 此处假定选择卫星 sat₂ 完成任务1, 将 [1, sat₂] 加入已初步调度的任务集合中.

继续抽取任务, 假定抽取到任务3, 将其分配到卫星 sat₂, 该卫星上已有任务1, 此时可能有冲突, 3个表征冲突的特征可能不为0, 具体数据需按特征提取的方式进行计算, 同样将提取的8个特征输入预测网络, 得到任务3被卫星 sat₂ 完成的概率, 以同样的方式获得任务3被其他2个卫星完成的概率, 再使用选择策略, 假定选择了卫星 sat₁, 将 [3, sat₁] 加入已初步调度的任务集合中. 依次完成所有任务的可调度预测和卫星选择. 其中, 选取规则为: 假定该任务被成功调度的概率最大值为 P_{max} , 从概率值在区间 $[P_{max} - \epsilon, P_{max}]$

中的卫星中, 随机选择一个作为分配结果, ϵ 为设置的固定常数. 以概率区间替代最大概率值作为选取原则, 也是为了后续在混入启发式规则生成多个相同序列时, 产生多样的分配方案.

任务特征中, 除了体现任务自身属性的3个指标, 其余均与其之前的任务分配结果相关, 因此, 预测结果与任务抽取的序列关系密切. 在此可完全随机生成任务序列, 也可在其中加入部分由优先级排序、时间排序等启发式规则生成的任务序列, 算法可扩展性较强.

以一定准则生成不同的任务序列, 通过预测网络, 给任务选择资源卫星, 得到不同的任务与资源卫星的匹配关系, 如图3所示, 形成较高质量的初始分配方案集合, 以下称预测种群.

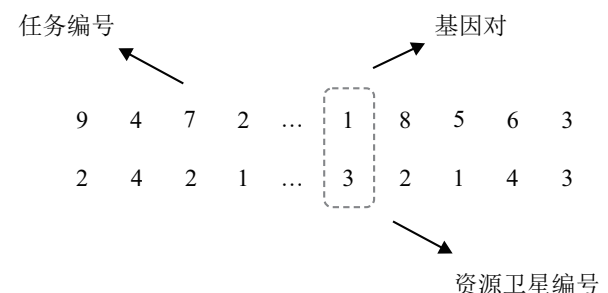


图3 染色体结构

2.4 优化算法

初始分配方案是预测网络基于历史调度方法进行特征学习后,针对待调度任务集合预测得到的.预测过程中并未得到任务实际执行时间,因此,训练与预测阶段中的冲突计算部分均是以可执行时间代替实际执行时间为基准计算的,存在一定的误差累积效应,历史调度方案多数也仅是近优的,这使得预测网络得到的初始分配方案存在进一步优化的空间.本文针对上述双链结构,设计进化算法,对方案进行进一步的优化.算法的核心思想与遗传算法一致,但是,算法流程与实现上有一定区别.流程改变主要体现在增加了个体修复算子和初始种群不再是随机生成(以下称随机种群),而是预测种群.下文将介绍进化算法的主要部分,包括适应度评价、修复算子、选择算子、交叉算子和变异算子.

1) 适应度评价.

依据双链结构个体,对染色体进行解码操作.解码原则是依次将基因对中的任务分配给对应的资源卫星,波束选择上按波束编号顺延,优先选取小编号波束,资源占用上是先到先得,优先满足任务链左侧的任务.

若基因对中的任务 i 可在不违反约束条件(式(2)~(7))的情况下被资源卫星 j 的波束 k 完成,则使得 $x_{ijk} = 1$;若波束遍历完成依然无法满足约束,则使得 $x_{ijk} = 0$,然后尝试调度序列中的下一个任务,直至完成所有任务的调度.得到具体调度方案后,由式(1)计算出该方案的适应度值.

2) 修复算子.

在交叉和突变过程中,部分任务的分配方案可能变得不可行,即任务对应的资源卫星无法提供满足所有约束条件的资源,但是,可能存在其他资源卫星能够完成该任务.修复算子针对上述情况,实现补充分配,进而达到完成更多任务的目的.

修复是在分配成功的任务以及资源占用维持不变的前提下进行的,其过程主要分为2部分,分别为调整任务序列和为部分失败的任务寻找新的资源卫星.根据修复前的结果,确定失败的任务,将其选定并置于末尾,从左至右依次完成序列调整过程.此操作是为了避免修复过程对原有分配结果造成影响.在此基础上,依照任务目标和资源卫星的可见性,遍历其所有可见的资源卫星和波束,若寻找到某颗资源卫星可完成该任务,则更新任务对应位置的卫星编号并停止遍历搜索;否则,保持原有资源卫星编号,该任务修复过程结束,进行下一个失败任务的修复.不是所

有失败任务均会经历修复过程,失败任务过多时,只会修复其中一部分,其数量称为修复算子长度.

3) 选择算子.

在进行选择操作时,从父代中随机选择一对个体,以更大概率保存适应度值更大的个体作为子代,同时留给适应度较小的个体一定保留的可能,保持个体多样性.在此过程中,设定最优个体一定会被保存.

4) 交叉算子.

本文染色体是双链结构,上下2个点位构成1个基因对,如图3所示,故选择任务链进行交叉操作,资源卫星链随之变化.具体交叉过程如图4所示:随机选择2个父代和交叉节点,复制父代1交叉节点前的染色体;然后复制父代1任务链剩余元素在父代2中的位置顺序;最后复制父代1任务链与资源卫星链的对应关系,得到子代1.以同样的方式生成子代2.从4个个体中择优保存其一作为下一代个体.

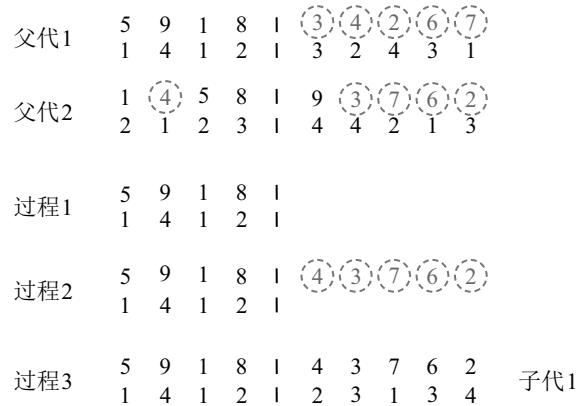


图4 交叉过程

此交叉方式,在改变任务序列的同时,由于“先到先得”的解码原则,一定程度上改变了交叉节点后的资源分配,能够实现任务序列和资源分配的同步优化.此外,保证了任务链元素的完备性和唯一性,不会产生任务缺失或重复,有利于交叉产生的个体满足式(2)的约束条件.

5) 变异算子.

以变异概率选出变异个体后,选择一定比例的变异节点,任务链部分两两进行交换,对于变异的节点资源卫星链部分,从该任务的所有可见卫星中,进行一次随机选择,由此产生新个体.

此变异方式针对双链结构,除了获得新的任务序列,在变异节点的资源卫星分配上也重新生成,有利于增加种群的多样性,减少因为选择和交叉导致的任务序列“趋同”.

预测种群经过进化算法优化后,输出最佳调度方案,包含任务的分配信息、执行时间信息、卫星剩余能

量和存储空间信息等.

3 实验仿真与结果分析

实验计算机配置为AMD Ryzen 5 4600U with Radeon Graphics 2.10GHz,运行内存为16GB,操作系统为Windows 10,编程环境为Matlab 2018b和Python 3.8.

由于研究的问题暂时不存在标准测试集,本文设计一个任务生成器用于生成不同规模的调度问题.测试任务是按一定规则随机生成的,资源卫星和任务的可见时间随机生成,每个资源卫星的极限能量是相同的,任务所需能量与其持续时长正相关.其余卫星和任务的参数如表2所示.

表2 任务参数

参数	取值
任务持续时间/s	$U(50, 200)$
任务优先级	$U(1, 10)$
任务所需存储空间/GB	$N(1, 0.4)$
卫星存储空间/GB	150
转换时间/s	25

3.1 算法性能测试

为了测试所提出算法的有效性,本文设计了不同任务规模下的仿真实验,并与改进蚁群算法(improved ant colony optimization, IACO)^[13]、混合遗传算法(hybrid genetic algorithm, HGA)^[27]和数据驱动并行调度算法(data-driven parallel scheduling, DDPS)^[20]进行了对比,其中DDPS在并行调度阶段采用了4台电脑分别计算分配到4颗资源卫星的任务,运行时间取其中的最大值,结果如表3所示.表3中的收益、任务完成数量和运行时间均为10次实验

表3 调度算法性能对比

任务规模	算法	收益	任务完成数量	运行时间/s	能效比
300	IACO	2832.5	296.2	35.753	79.224
	HGA	2856.4	299.4	98.249	29.073
	DDPS	2842.9	299.3	15.901	178.787
	DNPSA	2857.3	300.0	34.668	82.419
500	IACO	4387.2	445.6	107.972	40.633
	HGA	4417.3	443.7	194.838	22.672
	DDPS	4219.7	439.2	32.789	128.693
	DNPSA	4436.0	452.7	73.586	60.283
700	IACO	5265.1	506.2	227.583	23.134
	HGA	5147.1	501.5	293.110	17.219
	DDPS	4991.5	491.4	45.013	110.890
	DNPSA	5300.7	512.0	113.071	46.879

的平均值,能效比为收益与运行时间的比值.实验中,模型中目标函数的权值为 $\alpha=1, \beta=5, \gamma=1$; DNPSA算法参数分为2部分,其中预测网络含2层节点数均为12的隐藏层,输入节点数为8,输出节点数为1,学习率为0.1, $\epsilon=0.05$,选择Adam为优化器,迭代次数为2000;进化算法参数设置如下:种群规模为40,选择概率为0.8,交叉概率为0.6,变异概率为0.1,修复算子长度为20,最大迭代次数为100.

由表3可见, DNPSA在不同任务规模下,取得的整体收益和任务完成数量均略高于其他算法,随着任务规模的增加,优势更加明显. IACO和HGA基于优化任务序列获得调度方案,但是,最优序列不一定是最优结果^[1],所提出算法在优化任务序列的同时,也优化了资源分配,其具备更高的求解上限,并使用设计的双链进化算法在预测网络得到的较为优质的初始调度方案基础上进行优化,获得了更高收益的调度方案. DDPS受任务分配策略影响严重,随着任务规模增大,其误差累积导致分配结果不佳,进而导致后续并行单星调度部分优化受限.

在运行时间上, DNPSA具有较为明显的优势,但是显著弱于DDPS,如图5所示. DNPSA的运行时间在任务数量低于300时,略高于ACO,但是当任务数量继续增加,其运行时间增长趋势慢于IACO与HGA,时间消耗也更低. 任务规模和资源卫星数量增多,仅基于序列优化的算法,随着资源逐渐被占用,在任务序列后半段解码花费的时间远长于前半段,导致其运行时间增速更快. 所提出算法基于双链结构,在解码时只需要搜索任务对应位置的资源卫星的资源,受资源逐步占用影响更小,随着任务规模增大,时间增速较慢. DDPS通过任务分配策略将多星调度问题转化为多个单星任务调度问题,并使用多个设备并行计算,其时间花费最少,增速也最为缓慢,但是牺牲了一定的全局最优性,其整体收益不佳. 整体而言, DNPSA能够在较短的时间内,获得相对收益更高的调度方案.

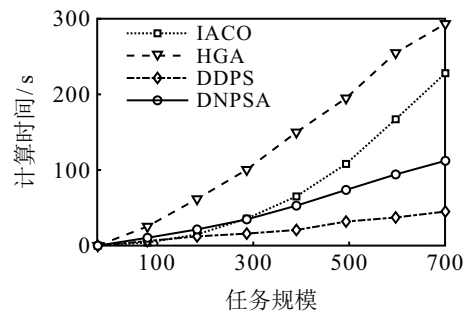
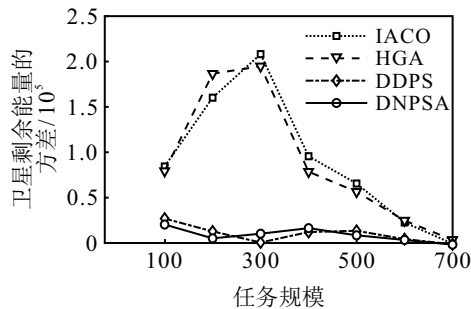
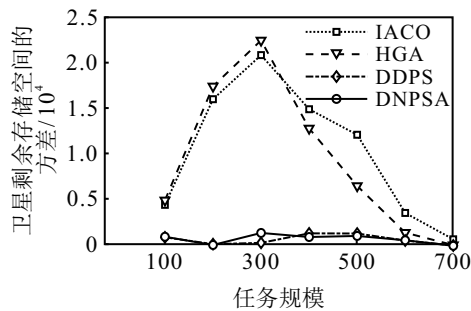


图5 计算时间曲线

本文对于资源卫星完成任务后剩余的能量和存储空间的方差进行了统计,如图6所示. DNPSA与DDPS在剩余能量和存储空间的方差在不同任务规模场景下均更为平缓,表示所有资源卫星的能量消耗与存储空间消耗相对更均衡,尤其是在待调度任务数量在500以内时,资源卫星负载均衡优势较为突出. 在任务数量突破500时,资源卫星能量基本被消耗完毕,导致即便采取不同方法,其剩余能量方差也较为接近,此现象在图6中也有所体现. DNPSA与DDPS的均衡性源自任务可调度性预测和任务分配环节. 不同的是, DNPSA中的进化算法会改变任务到资源卫星的分配结果,即该任务可能在进化过程中,分配到其他资源卫星去完成;而DDPS在完成任务分配后,任务不会更改分配到其他资源卫星上,多计算机并行求解单星调度问题.



(a) 卫星剩余能量的方差



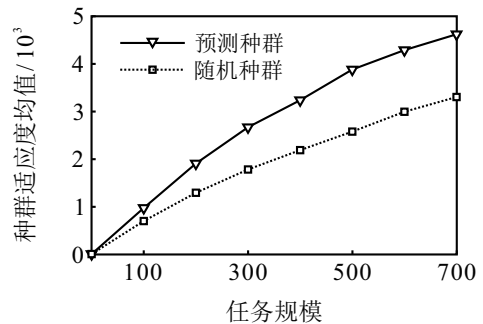
(b) 卫星剩余存储空间的方差

图6 调度方案的均衡性

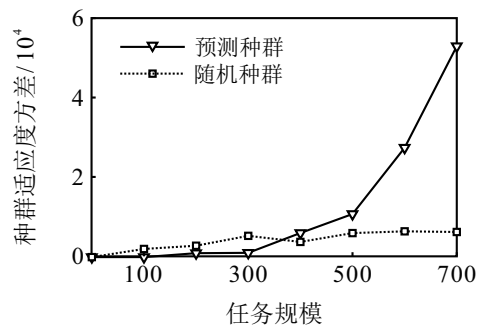
3.2 预测网络有效性分析

所设计的双链结构进化算法,目的是用于优化预测网络得到的初始分配方案,其自身也具备一定独立求解多星任务调度问题的能力,本节对预测网络的有效性进行进一步分析. 相对随机种群而言,预测种群整体质量更好. 如图7(a)所示,预测种群在平均适应度上更高,随着任务规模的增加,二者的差距进一步加大;预测种群适应度方差在任务规模较低时,略低于随机种群,但是在任务规模达到300以上时,预测种群的适应度方差增速远远超过随机种群,方差的值也超过随机种群,如图7(b)所示. 这表明预测种群在

任务规模较大时,拥有更高适应度均值的情况下,种群的多样性也更好. 实验结果表明,优质的预测种群能够有效避免进化算法早熟现象的产生,即预测网络与进化算法相结合能够获取更高适应度的调度方案.



(a) 初始种群适应度均值



(b) 初始种群适应度方差

图7 初始种群质量

本文将DNPSA中的预测网络部分去除,以随机种群作为初始种群,其他参数保持不变. 固定迭代次数为100,记录不同任务规模时,最终适应度值和初次达到该值的代数信息,同时记录DNPSA首次和最后达到该适应度值的代数. 计算初次与末次代数均值的差值,多次实验,计算差值的均值,并将其转换为节省的时间花费. 实验结果表明,增加预测网络后,算法可以以更少的迭代次数,达到相同的效果. 网络预测花费的时间和减少迭代次数节省的时间如图8所示,整体上预测网络节省了部分时间花费. 整体而言,在大规模任务调度场景下,预测网络部分不仅有利于算法更快速收敛,且可有效避免进化算法收敛至局部最优.

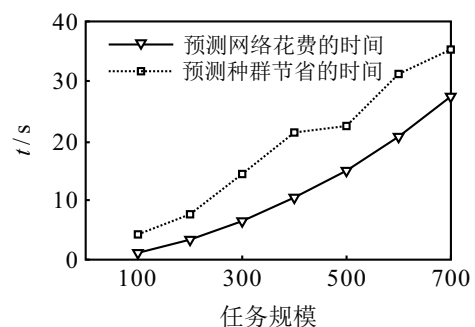


图8 预测网络时间变化曲线

4 结 论

本文面对多星任务调度问题,建立约束模型,并提出了数据驱动的多星任务网络预测调度算法.利用历史调度数据获取任务资源信息与可调度性的映射关系,配合选择策略,用于指导新任务分配,得到较高质量的初始分配方案,再通过双链结构的进化算法,对方案进行进一步优化,最终得到调度方案,实现了机器学习方法与元启发式算法的有效结合.仿真实验表明,所提出算法在收敛速度和整体收益上均表现良好,并在复杂场景下能够实现卫星负载均衡.随着资源卫星和任务的进一步增加,可调度性预测环节的时间花费增速较快.下一步研究实现任务可调度性的批量预测,加快预测过程,并在进化算法中加入局部搜索算子以增强算法局部搜索能力,进一步提高多星任务调度效率.

上述结合方式也可推广至其他类型的调度问题,前置条件为多个可完成任务的设备和丰富的历史调度数据,如大规模机器调度等,利用机器学习从复杂的历史调度数据中提取特征,对问题进行预求解,再根据问题特点设计元启发式算法进行再优化,最终获得优质调度方案.

参考文献(References)

- [1] 杜永浩,邢立宁,姚锋,等.航天器任务调度模型、算法与通用求解技术综述[J].自动化学报,2021,47(12): 2715-2741.
(Du Y H, Xing L N, Yao F, et al. Survey on models, algorithms and general techniques for spacecraft mission scheduling[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(12): 2715-2741.)
- [2] Wolfe W J, Sorensen S E. Three scheduling algorithms applied to the earth observing systems domain[J]. Management Science, 2000, 46(1): 148-166.
- [3] Barbulescu L, Watson J P, Whitley L D, et al. Scheduling space-ground communications for the air force satellite control network[J]. Journal of Scheduling, 2004, 7(1): 7-34.
- [4] 秦丽,张箐.基于动态规划的遥感卫星数据分发策略研究[J].遥感信息,2016,31(5): 30-35.
(Qin L, Zhang J. Distribution strategy of satellite remote sensing data based on dynamic programming[J]. Remote Sensing Information, 2016, 31(5): 30-35.)
- [5] Xiao Y Y, Zhang S Y, Yang P, et al. A two-stage flow-shop scheme for the multi-satellite observation and data-downlink scheduling problem considering weather uncertainties[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 188: 263-275.
- [6] Zhu X X, Tan Y J, Deng H Z, et al. The improved ant colony algorithm solving the scheduling problem of imaging satellites[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(31): 8322-8326.
- [7] Chen Y, Zhang D Y, Zhou M Q, et al. Multi-satellite observation scheduling algorithm based on hybrid genetic particle swarm optimization[J]. Advances in Information Technology and Industry Applications, 2012, 136: 441-448.
- [8] 贺仁杰,高鹏,白保存,等.成像卫星任务规划模型、算法及其应用[J].系统工程理论与实践,2011,31(3): 411-422.
(He R J, Gao P, Bai B C, et al. Models, algorithms and applications to the mission planning system of imaging satellites[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2011, 31(3): 411-422.)
- [9] 周毅荣,陈浩,李龙梅,等.一种基于免疫遗传的卫星数传调度方法[J].小型微型计算机系统,2015,36(12): 2725-2729.
(Zhou Y R, Chen H, Li L M, et al. Immune genetic algorithm for satellite data transmission scheduling[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015, 36(12): 2725-2729.)
- [10] Hosseinabadi S, Ranjbar M, Ramyar S, et al. Scheduling a constellation of agile earth observation satellites with preemption[J]. Journal of Quality Engineering and Production Optimization, 2017, 2(1): 47-64.
- [11] 王海蛟,贺欢,杨震.敏捷成像卫星调度的改进量子遗传算法[J].宇航学报,2018,39(11): 1266-1274.
(Wang H J, He H, Yang Z. Scheduling of agile satellites based on an improved quantum genetic algorithm[J]. Journal of Astronautics, 2018, 39(11): 1266-1274.)
- [12] Zheng Z X, Guo J, Gill E. Swarm satellite mission scheduling & planning using hybrid dynamic mutation genetic algorithm[J]. Acta Astronautica, 2017, 137: 243-253.
- [13] 黄双临,马冬青,方冬梅,等.基于改进蚁群算法的卫星数传调度[J].无线电工程,2015,45(7): 27-30.
(Huang S L, Ma D Q, Fang D M, et al. Satellite data transmission scheduling based on improved ant colony system[J]. Radio Engineering, 2015, 45(7): 27-30.)
- [14] Li Y Q, Wang R X, Liu Y, et al. Satellite range scheduling with the priority constraint: An improved genetic algorithm using a station ID encoding method[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(3): 789-803.
- [15] Chen X Y, Reinelt G, Dai G M. Priority-based and conflict-avoidance heuristics for multi-satellite scheduling[J]. Applied Soft Computing, 2018, 69: 177-191.
- [16] 谈群,彭黎,李志猛,等.一种航天侦察任务-资源匹配

- 的负载均衡方法[J]. 国防科技大学学报, 2011, 33(2): 95-99.
(Tan Q, Peng L, Li Z M, et al. A load balancing method for matching reconnaissance tasks and satellite resources[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2011, 33(2): 95-99.)
- [17] Yao F, Li J F, Bai B C, et al. Earth observation satellites scheduling based on decomposition optimization algorithm[J]. International Journal of Image, Graphics and Signal Processing, 2010, 2(1): 10-18.
- [18] Xu R, Chen H P, Liang X L, et al. Priority-based constructive algorithms for scheduling agile earth observation satellites with total priority maximization[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 51: 195-206.
- [19] He L, Liu X L, Laporte G, et al. An improved adaptive large neighborhood search algorithm for multiple agile satellites scheduling[J]. Computers & Operations Research, 2018, 100: 12-25.
- [20] Du Y H, Wang T, Xin B, et al. A data-driven parallel scheduling approach for multiple agile earth observation satellites[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(4): 679-693.
- [21] 刘嵩, 白国庆, 陈英武. 地球观测网络成像任务可调度性预测方法[J]. 宇航学报, 2015, 36(5): 583-588.
(Liu S, Bai G Q, Chen Y W. Prediction method for imaging task schedulability of earth observation network[J]. Journal of Astronautics, 2015, 36(5): 583-588.)
- [22] 邢立宁, 王原, 何永明, 等. 基于BP神经网络的星上任务可调度性预测方法[J]. 中国管理科学, 2015, 23(S1): 117-124.
(Xing L N, Wang Y, He Y M, et al. An earth observation satellite task schedulability prediction method based on BP artificial network[J]. Chinese Journal of Management Science, 2015, 23(S1): 117-124.)
- [23] Peng S, Chen H, Du C, et al. Onboard observation task planning for an autonomous earth observation satellite using long short-term memory[J]. IEEE Access, 2018, 6: 65118-65129.
- [24] 陈浩, 罗棕, 杜春, 等. 一种基于Bi-GRU的卫星对地观测任务可调度性预测方法[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2021, 48(6): 88-95.
(Chen H, Luo Z, Du C, et al. A prediction method for schedulability of satellite earth observation task based on Bi-GRU[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2021, 48(6): 88-95.)
- [25] 贺川, 邱涤珊, 朱晓敏, 等. 基于滚动优化策略的成像侦察卫星应急调度方法[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(10): 2685-2694.
(He C, Qiu D S, Zhu X M, et al. Emergency scheduling method for imaging reconnaissance satellites based on rolling horizon optimization strategy[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2013, 33(10): 2685-2694.)
- [26] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [27] 高新洲, 郭延宁, 马广富, 等. 采用混合遗传算法的敏捷卫星自主观测任务规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(12): 1-9.
(Gao X Z, Guo Y N, Ma G F, et al. Agile satellite autonomous observation mission planning using hybrid genetic algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(12): 1-9.)

作者简介

程绪金(1996—), 男, 硕士生, 从事智能优化方法的研究, E-mail: xujincheng@bit.edu.cn;

崔楷欣(1998—), 女, 博士生, 从事事件触发控制、智能调度优化等研究, E-mail: kaixin_cui@126.com;

张磊(1987—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事卫星通信系统设计的研究, E-mail: leizhang@163.com;

刘伟(1993—), 男, 工程师, 博士, 从事卫星通信系统设计的研究, E-mail: emcf431@163.com;

史大威(1986—), 男, 教授, 博士生导师, 从事事件触发的感知、学习与控制、数据驱动轨迹规划与任务调度等研究, E-mail: daweishi@bit.edu.cn.