0254-6124/2019/39(1)-129–06 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

HAN Chuanqi, LIU Yurong, LI Hu. Mission planning for small satellite constellations based on improved genetic algorithm (in Chinese). *Chin. J. Space Sci.*, 2019, **39**(1): 129-134. DOI:10.11728/cjss2019.01.129

基于改进遗传算法对小卫星星群任务规划研究

韩传奇[1,2] 刘玉荣[1] 李 虎[1]

1(中国科学院国家空间科学中心 北京 100190)

2(中国科学院大学 北京 100049)

摘 要 针对小卫星星群任务运行特点, 建立小卫星星群多任务规划问题模型, 提出了基于成像任务时间及任务均衡度的多指标优化函数. 针对所建模型, 采用改进型遗传算法, 引入资源随机分配的解码策略及精英保留策略, 保证了算法的全局收敛性, 提高了算法的性能. 通过仿真算例, 验证了算法在解决小卫星星群多目标任务规划问题上的有效性.

关键词 任务规划, 小卫星星群, 改进遗传算法

中图分类号 V 4

Mission Planning for Small Satellite Constellations Based on Improved Genetic Algorithm

HAN Chuanqi[1,2] LIU Yurong[1] LI Hu[1]

1(*National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100190)

2(*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049)

Abstract Based on operational features of small satellite constellation, a multi-task mission planning problem model for small satellite constellation is established, and a multi-index optimization function based on imaging task period and equilibration is proposed. Furthermore, an improved genetic algorithm involving strategies of random allocation of resources as well as elite population reservation is applied to the established model. The algorithm improves the efficiency of related solution and guarantees the convergence of the final result. The simulation result shows that the improved genetic algorithm is applicable and effective to the specific needs of mission planning problem for small satellite constellation.

Key words Mission planning, Small satellite constellation, Improved genetic algorithm

2018-01-02 收到原稿, 2018-08-28 收到修定稿

E-mail: nwpuhan@qq.com

0 引言

具有功能密度高、技术发展快、研制周期短、开发成本低、部署应用灵活等特点的微小卫星在近 20 年处于高速发展的态势. 2015 年全球共成功发射微小卫星约 150 颗, 占全年卫星发射总数的 63.1%. 根据欧洲咨询公司 (Euroconsult) 的报告, 2015—2019 年, 全球将发射 510 颗 1~500 kg 微小卫星 [1].

与传统单颗卫星相比, 小卫星星群系统拥有更好的灵活性与冗余度, 能降低因单点故障导致的任务失败风险, 从整体上提高了星群应用系统的可靠性. 同时, 由于单颗小卫星采用模块化设计建造技术, 小卫星星群具有较强的系统适应性. 单颗小卫星有效载荷较为单一, 小卫星通常结伴以星群的形式组织开展任务. 随着小卫星个数近几年的快速增长, 大规模的组网运行模式以及不断增加的用户数和任务量, 对卫星运行控制系统提出严峻挑战. 因此, 开展小卫星星群任务规划研究具有理论意义和工程价值.

卫星任务规划及调度问题已经被证明是 NP-hard 问题, 算法复杂度指数爆炸特征明显, 很难求解 [2]. 近年来针对卫星任务规划问题的研究不断深入, Wu 等 [3] 以任务重要性、完成度和资源消耗为评价指标, 建立了多目标观测任务规划算法 MOMPA, 对空间天文观测卫星任务规划问题进行了研究. Huang 等 [4] 面向 HXMT 卫星长期任务规划问题, 采取贪婪算法加遗传算法对问题进行了求解. Liu 等 [5] 建立了以能源和数传为约束条件的任务规划模型, 设计了基于观测窗口序列的多目标遗传算法. Wang 等 [6] 以电子侦察卫星任务为对象, 提出了遗传退火算法求解调度问题. Chen 等 [7] 分析了敏捷卫星调度问题的约束条件, 构建约束满足模型, 提出了基于蚁群算法的调度求解策略. Hao 等 [8] 针对敏捷卫星特点, 提出了免疫遗传算法与蚁群算法相结合提高收敛速度. Tangpattanakul 等 [9] 针对敏捷卫星任务规划问题建立了多目标优化模型, 并利用遗传算法作为求解策略, 进而提出了一种基于指标的多目标局部搜索算法 (IBMOLS) 解决多目标优化问题, 并且将结果与偏置随机密钥遗传算法 (BRKGA) 的结果进行了对比 [10]. 这些研究表明, 智能优化算法在求解卫星任务调度问题上有很大的优势.

观测卫星的任务调度问题涉及许多非线性约束, 求解目标不唯一, 所以并不存在普适所有问题的算法 [11]. 目前, 多星组网规划通常采用统一规划的方法, 即将任务优先级作为规划的收益来权衡规划效果 [12]. 该系列方法缺乏针对小卫星星群任务运行特点的研究. 针对这一现状, 本文在以往研究的基础上, 以小卫星星群为研究对象, 建立一种基于目标收益及多约束的任务规划模型, 提出新的规划结果评价指标, 根据问题模型设计一种基于精英保留策略的改进遗传算法对问题求解, 并对多星多目标算例设计仿真实验, 验证算法的有效性.

1 小卫星星群任务规划问题建模

1.1 问题描述

卫星任务规划是指卫星运控中心在获取用户的观测需求后, 根据可用资源, 在满足资源调度约束的前提下, 制定出任务规划方案. 资源通常包括如下方面.

(1) 卫星平台及有效载荷资源: 卫星姿轨控系统、电源系统、不同有效载荷及工作模式等.

(2) 数传资源: 包括地面站资源及中继卫星资源.

(3) 测控资源: 满足卫星与测控设备之间通信的资源.

约束包含的内容如下.

(1) 卫星资源约束: 有效载荷类型, 存储器容量, 能量, 卫星推进剂数量等.

(2) 数传资源约束: 数传时间窗口, 最短数传持续时间, 数传频段, 实传与回放等.

(3) 测控资源约束: 最早捕获和跟踪时间等.

(4) 任务约束: 任务时间窗口, 任务类型, 任务持续时间, 任务切换时间, 任务优先级, 云量等.

相比传统卫星, 小卫星在有效载荷类型、推进剂数量等方面受约束限制更加明显. 研究小卫星星群任务规划问题时需进行相应因素的考量及简化. 本文对小卫星星群任务规划问题做出的假设如下.

(1) 单颗小卫星只携带一个星载传感器, 并且任意时刻只执行一个任务, 不考虑其中断当前任务执行新任务.

(2) 不考虑卫星的机动能力及能量限制.

(3) 不考虑云层遮挡、天气变化等对任务调度的影响.

(4) 不考虑卫星工作时发生故障.

其中, 假设 (1) 和 (2) 是基于单颗小卫星平台有

效载荷单一, 燃料储存少, 缺乏变轨能力而进行的合理简化, 而假设 (3) 和 (4) 则是基于可以将云层遮挡、卫星发生故障等情况视为相关时间窗口或卫星资源不可用, 不会影响算法结构.

小卫星星群任务规划过程通常包括任务预处理、问题建模和问题求解三个阶段. 其中任务预处理包括卫星轨道计算、任务机会计算、部分约束处理等方面. 任务预处理可以将部分不满足约束条件的资源提前过滤掉, 减少算法复杂度及计算时间. 任务预处理之后是问题建模环节.

1.2 数学模型

1.2.1 参数定义

为了建立小卫星星群任务规划的数学模型, 首先定义相关符号及意义 (见表 1).

1.2.2 约束分析

基于 1.1 节的假设, 建立问题模型相关约束如下:

$$[t^s_{i(\mathrm{s})}, t^s_{i(\mathrm{e})}] \subseteq [a_i, b_i], \tag{1}$$

$$t^s_{i(\mathrm{s})} + t^s_{\mathrm{i}} + t^s_{i,j} \leqslant t^s_{j(\mathrm{s})}, \tag{2}$$

$$\sum_{s\in S} \sum_{i\in I-\{j\}} x^s_{i,j} = 1, \quad \forall s \in S, \forall i,\ j \in I. \tag{3}$$

式 (1) 保证了任务执行区间需在用户提出的窗口时间范围内, 式 (2) 保证了每个资源在任何时候只能执行一个任务, 式 (3) 限定了每个任务只能被执行一次.

表 1 数学模型中参数说明

Table 1 Parameters explanation

参数	含义
S	卫星资源集合
I	观测目标集合 (任务集合)
M	观测模式集合
N_s	观测卫星个数
J_s	分配给卫星 s 的任务集合, $s \in S$
S_i	任务 i 的可选资源集
W_i	任务 i 的执行时间窗口,
$t^s_{i(\mathrm{s})}$	卫星 s 执行任务 i 的开始时间
$t^s_{i(\mathrm{e})}$	卫星 s 执行任务 i 的结束时间
t^s_i	卫星 s 执行任务 i 的时间
$t^s_{i,j}$	卫星 s 连续执行任务 i, j 所需要的转换时间
t_{J_s}	卫星 s 工作时长
$x^s_{i,j}$	布尔变量, 若卫星 s 执行完任务 i 之后执行任务 j, 其值为 1, 否则为 0
$[a_i, b_i]$	用户提出的任务 i 执行时间窗口

1.2.3 规划模型建立

任务规划是在考虑各种约束的情况下做出最优选择的过程. 小卫星相比于传统卫星, 具有星上载荷单一、存储容量较小、数量庞大等特点. 利用小卫星星群执行对地遥感任务, 资源与目标数的比例远大于传统卫星, 在有限的时间内可完成的任务数量和种类更多. 因此, 在实际应用中决策者需要综合载荷、约束、用户需求等多方面因素综合制定规划目标以获得最大收益. 例如: 用户希望尽早拿到所有待观测目标的数据资料; 卫星方则希望观测任务应尽可能均衡地分配到参与规划的卫星和星上载荷上, 使得任务规划结果与小卫星星群个体数量更匹配, 避免单颗星的星上存储过快占用及卫星姿态频繁改变以提高卫星使用寿命. 基于以上考虑, 建立相应多目标优化问题目标函数如下.

(1) 为尽快对所有观测目标实施成像作业, 定义时间函数

$$T = \min(t_{l(\mathrm{e})} - t_{f(\mathrm{s})}).$$

其中, $t_{l(\mathrm{e})}$ 和 $t_{f(\mathrm{s})}$ 分别指完成最后一项任务的时间和开始执行第一项任务的时间.

(2) 考虑到小卫星个体在设计寿命, 有效载荷、星上存储容量及机动能力等方面的制约, 观测任务应尽可能均衡地分配到参与规划的小卫星及星上载荷上, 使得任务规划结果与小星群个体数量更匹配. 定义卫星任务均衡度函数

$$A = \min\left(\sum_{s\in S}\left|t_{J_s} - \frac{\sum t_{J_s}}{N_s}\right|\right).$$

(3) 考虑到资源任务冲突情况, 在解码中增加了惩罚机制. 若有任务因为资源被占用导致无法规划, 人为设定一定的时间惩罚 P, 以此减少选择操作编码的复杂程度, 同时保证解的质量.

基于上述三方面, 本文任务规划模型目标函数为

$$F = \min(\alpha T + \beta A + P), \quad \alpha + \beta = 1.$$

式中 α, β 的值可以通过实际任务侧重, 根据实践经验或专家系统给出.

2 改进的遗传算法

遗传算法最早由美国 Michigan 大学 John Hol-

land 于 1975 年提出 [13]. 其是模拟生物在自然环境下的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索方法. 遗传算法首先对问题的可行解进行编码, 组成染色体, 然后通过模拟自然界的进化过程, 通过不断进化找出最优适应值的染色体, 具有很强的全局搜索能力和较强的自适应性. 该算法存在求解过程容易陷入局部最优而无法跳出的问题 [14]. 为此, 本文根据小卫星星群任务规划问题设计了改进的编码与解码策略.

2.1 染色体编码与解码

本文根据卫星任务规划问题的特点, 采用整数序号排列的编码方法. 每个基因由待规划的任务结构体 TASK 组成, 每个结构体由观测目标序号, 观测模式, 观测窗口序列及其对应的卫星资源组成. 对于一个包含 N_i 个待规划任务集, 一条染色体编码描述如图 1 所示.

遗传算法在优化后期, 种群个体的染色体比较接近, 为丰富可行解的多样性, 跳出局部最优, 本文采取的解码策略是根据任务在染色体中顺序, 优先为排位靠前的任务随机分配满足该任务需求及约束的资源. 以图 1 为例, 任务规划系统将首先为观测 TARGET 3 任务从搭载 MODE 2 模式传感器的 SAT 2, SAT 3 卫星中随机选择资源及相应任务执行窗口.

2.2 交叉算子

首先利用两两配对的原则对进入交叉环节的个体进行配对, 随机生成 $(0,1)$ 之间的随机数 r, 若 $r \leqslant P_c$, 则进行交叉操作, 反之, 则直接进入变异环节. 交叉操作采用 Partial-Mapped Crossover (PMX) 策略, 首先产生 $[1, N_i]$ 的随机整数 R_1, R_2, 确定交叉区间为 $[\min(R_1, R_2), \max(R_1, R_2)]$, 之后利用部分映射方法消除可能产生的基因冲突.

2.3 变异算子

对进入变异环节的种群以概率 P_{m} 进行变异操作, 随机选取多个基因位, 互换基因, 生成新个体. 新个体组成的种群为 kidspop.

2.4 选择算子

对变异之后得到的 kidspop 群体进行解码, 计算适应度函数值. 同时将 kidspop 与父代 pop 群体合并, 对混合群体按目标函数降序排列, 选取目标函数最小的个体作为本次遗传操作产生的最优解, 记录该值并与之前得到的最优解比较. 若新解更优, 则用新解替换最优解, 否则, 继续保留已知最优解.

3 改进的遗传算法流程

改进的遗传算法流程如图 2 所示. 其具体步骤如下.

步骤 1 生成数量为偶数 N_{init} 的染色体种群, 其中每条染色体为随机生成的 TARGET 1, TARGET2, $\cdots$, TARGET N_i 的全排列.

步骤 2 对初始种群中的每条染色体计算目标函数值.

步骤 3 对种群 pop 按照第 2.2 节所述进行交叉操作.

步骤 4 对种群 pop 按照第 2.3 节所述进行变异操作, 形成新种群 kidspop.

步骤 5 对 kidspop 中的个体进行目标函数值计算.

步骤 6 将父代种群 pop 与子代种群 kidspop 进行合并, 按照第 2.4 节所述进行选择, 同时采用精英保留策略记录最优解.

步骤 7 判断是否满足终止条件, 若是, 输出最优解, 结束程序; 否则, 将选择后的种群设为 pop, 跳到步骤 3 继续循环.

4 算法仿真

为验证算法的有效性, 选取 5 颗卫星观测 20 个地面目标作为算例求解. 5 颗卫星的轨道根数初始设定及对地观测传感器见表 2.

TASK 1	TASK 2	.....	TASK N_i
TARGET 3 OBSERVATION MODE 2 2013.10.8 22:30:21 – 2017.10.8 22:35:42 SAT 3 2017.10.9 02:32:13 – 2017.10.9 02:34:41 SAT 2			

图 1 染色体编码示例

Fig. 1 Diagram of chromosome coding

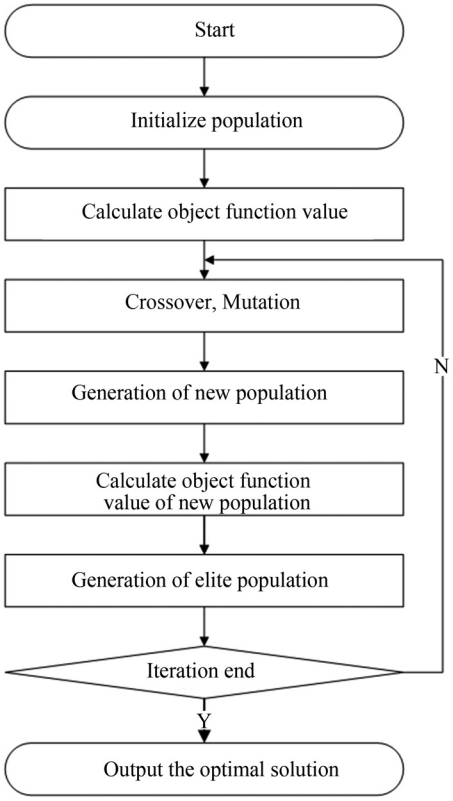

图 2 算法流程

Fig. 2 Flow chart of genetic algorithm

此外, 选用 20 座中外著名城市作为观测目标, 其中 CITY 1 至 CITY 10 利用 CCD 模式观测, CITY 11 至 CITY 20 利用 SAR 模式观测, 仿真获取 2017 年 10 月 8 日 10:00 UTC 至 2017 年 10 月 8 日 22:00 UTC 中卫星与目标城市的可见窗口.

算法涉及的各参数取值如下: 交叉概率 P_{c} 为 0.7, 变异概率 P_{m} 为 0.1, 种群规模为 20, 最大进化代数为 150, 当最优结果连续 60 次没有变化时, 跳出循环. 适应度函数参数设定为 $\alpha = 0.4$, $\beta = 0.6$.

为验证算法的有效性及优越性, 选取传统模拟退火算法与本文介绍的改进遗传算法进行仿真对比. 在模拟退火算法温度设置方面, 选取随意生成 10 组初始解目标函数平均值为初温, 本文中 $T_0 = 20\,000\,\mathrm{s}$. 为保证解的质量, 冷却温度需设置的足够低, 这里设 $T_{\mathrm{end}} = 100\,\mathrm{s}$. 为使冷却过程足够缓慢, 设冷却系数为 0.8. 所进行的 20 次仿真试验结果如图 3 所示.

本文的目标函数是取函数 F 的最小值. 从图 3 可以看出, 在平均程序运行时间接近的情况下, 改进遗传算法与模拟退火算法相比, 其得到的解的质量有明显提升. 这是由于在小卫星星群卫星数量多, 观测目标多, 观测窗口多的情况下, 遗传算法凭借强大的全局搜索能力优于模拟退火算法.

以最后一次遗传算法求解过程为例, 最优解的收敛图像如图 4 所示. 在试验中发现, 本文采取的随机安排可用资源解码策略能够在一定程度上避免遗传算法陷入局部最优解的弊端, 提升了传统遗传算法的性能.

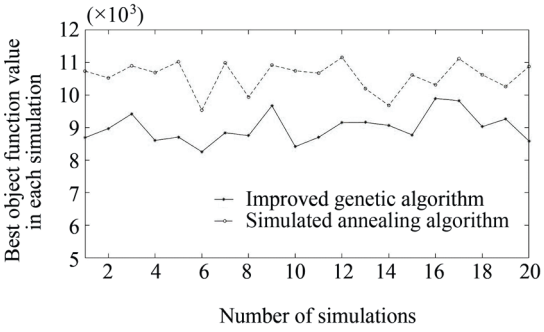

图 3 20 次仿真试验结果

Fig. 3 Simulated results of 20 experiments

表 2 仿真算例中资源轨道根数

Table 2 Orbital elements in simulations

卫星名称	SAT1	SAT2	SAT3	SAT4	SAT5
半长轴/km	7198.53	6754.26	6757.77	6921.56	7148.56
偏心率	0.0015	0.0018	0.0014	0.0028	0.0011
轨道倾角/(°)	98.524	97.360	97.451	97.270	98.413
升交点赤经/(°)	323.655	9.076	18.425	189.533	352.335
近地点角距/(°)	125.524	99.701	172.861	348.780	69.011
真近点角/(°)	184.506	301.712	260.420	34.635	283.986
星载传感器	CCD	CCD	CCD	SAR	SAR

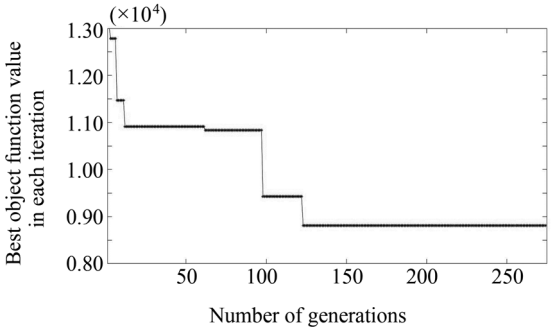

图 4 最后一次仿真试验中进化收敛曲线

Fig. 4 Evolution curve in the last simulation

5 结语

对小卫星星群对地遥测任务规划问题进行合理建模, 采用改进型遗传算法对模型求解, 其精英保留策略保证了算法最优解全局收敛性, 且随机解码策略提升了算法的性能.

以 5 颗异构卫星组成的星群观测 20 个地面目标为例进行了仿真, 验证了模型及算法的有效性. 同时也发现了遗传算法在解决小卫星星群任务规划问题时比模拟退火算法拥有更快的收敛速度, 综合表现更佳. 后续会增加建模过程中卫星数据下传约束, 同时针对实际应用情况, 进一步优化适应性函数的确定.

参考文献

[1] LI Ming. Perspective on development of micro-small satellites [J]. *Spacec. Eng.*, 2016, **25**(6): 1-5 (李明. 微小卫星发展的若干思考 [J]. 航天器工程, 2016, **25**(6): 1-5)

[2] ZHAO Ping, CHEN Zhiming. An adapted genetic algorithm applied to satellite autonomous task scheduling [J]. *Chin. Space Sci. Technol.*, 2016, **36**(6): 47-54 (赵萍, 陈志明. 应用于卫星自主任务调度的改进遗传算法 [J]. 中国空间科学技术, 2016, **36**(6): 47-54)

[3] WU Haiyan, MENG Xin, ZHANG Yuzhu, *et al.* Research on the planning method for astronomy observation mission [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2013, **33**(5): 561-568 (吴海燕, 孟新, 张玉珠, 等. 面向天文观测的空间科学卫星任务规划方法研究 [J]. 空间科学学报, 2013, **33**(5): 561-568)

[4] HUANG Yue, QU Jinlu, JIA Shumei, *et al.* Long-term planning algorithm for the HXMT mission [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2017, **37**(6): 766-772 (黄跃, 屈进禄, 贾淑梅, 等. HXMT 卫星长期任务规划算法 [J]. 空间科学学报, 2017, **37**(6): 766-772)

[5] LIU Wen, LI Ligang. Mission planning of space astronomical satellite based on improved genetic algorithm [J]. *Comp. Sim.*, 2014, **31**(12): 54-58 (刘雯, 李立钢. 基于改进遗传算法的天文卫星任务规划研究 [J]. 计算机仿真, 2014, **31**(12): 54-58)

[6] WANG Huilin, HUANG Xiaojun, MA Manhao, *et al.* Mission scheduling technique for electronic reconnaissance satellites [J]. *Sys. Eng. Elec.*, 2010, **32**(8): 1695-1699 (王慧林, 黄小军, 马满好, 等. 电子侦察卫星任务调度方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2010, **32**(8): 1695-1699)

[7] CHEN Yuning, XING Lining, CHEN Yingwu. Scheduling of agile satellites based on ant colony algorithm [J]. *Sci. Technol. Eng.*, 2011, **11**(3): 484-489, 502 (陈宇宁, 邢立宁, 陈英武. 基于蚁群算法的灵巧卫星调度 [J]. 科学技术与工程, 2011, **11**(3): 484-489, 502)

[8] HAO Huicheng, JIANG Wei, LI Yijun. Mission planning for agile earth observation satellites based on hybrid genetic algorithm [J]. *Sci. Technol. Eng.*, 2013, **13**(17): 4972-4978 (郝会成, 姜维, 李一军. 基于混合遗传算法的敏捷卫星任务规划求解 [J]. 科学技术与工程, 2013, **13**(17): 4972-4978)

[9] TANGPATTANAKUL P, JOZEFOWIEZ N, LOPEZ P. Multi-objective optimization for selecting and scheduling observations by agile earth observing satellites//International Conference on Parallel Problem Solving from Nature [R]. Berlin: Springer, 2012: 112-121. DOI:10.1007/978-3-642-32964-7_12

[10] TANGPATTANAKUL P, JOZEFOWIEZ N, LOPEZ P. A multi-objective local search heuristic for scheduling Earth observations taken by an agile satellite [J]. *Eur. J. Oper. Res.*, 2015, **245**(2): 542-554

[11] HE Renjie, GAO Peng, BAI Baocun, *et al.* Models, algorithms and applications to the mission planning system of imaging satellites [J]. *System Eng. Theor. Prac.*, 2011, **31**(3): 411-422 (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)

[12] JIANG Wei, PANG Xiuli. The group scheduling method for the tasks of imaging satellite network [J]. *Sys. Eng. Theo. Prac.*, 2014, **34**(8): 2154-2162 (姜维, 庞秀丽. 面向成像卫星组网的群任务规划方法研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2014, **34**(8): 2154-2162)

[13] HOLLAND J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence [M]. Cambridge: MIT Press, 1992

[14] YU Hui. The improvement of genetic algorithm and its application on knapsack problem [D]. Ji'nan: Shandong normal university, 2019 (于惠. 遗传算法的改进研究及在背包问题中的应用 [D]. 济南: 山东师范大学, 2009)