文章编号 1004-924X(2017)增-0168-12

基于改进遗传算法的编队成像卫星自主任务规划

苗 悦[1],王 峰[1*],张永强[2]
(1. 哈尔滨工业大学 航天学院,黑龙江 哈尔滨 150009;2. 中国人民解放军63921部队,北京 100094)

摘要:自主任务规划是成像卫星快速响应紧急观测任务,高效获取多个地面目标信息的重要途径。针对将成像区域内多个目标快速分配给多颗卫星的自主任务规划问题,提出了一种改进型遗传算法,用以快速形成每颗卫星的对地成像序列。首先,分析卫星对目标的成像条件,确定目标观测时刻与卫星期望侧摆等信息。然后,将目标、卫星成像序列、卫星编队依次编码为基因、串、个体,并设计一种基于卫星连续成像侧摆时间判断的初始种群生成方法,用以快速形成包含若干重点目标的卫星初始成像序列。再通过多次的选择-交叉-变异过程优化初始群体,使多星成像序列的观测收益达到对应于进化次数的现时最大值。最后,以10颗编队卫星规划包含3个等级的160个地面目标作为仿真实例。结果表明算法能够在30 s内给出各颗卫星的成像序列,相比于简单遗传算法,总成像收益提高40%,重点目标数量增加1.6倍。满足工程应用的快速性与高收益要求。

关 键 词:自主任务规划;编队成像卫星;改进遗传算法;卫星成像序列
中图分类号:V474.2 **文献标识码**:A **doi**:10.3788/OPE.20172514.0168

Autonomous task planning of formation imaging satellites based on improved genetic algorithm

MIAO Yue[1], WANG Feng[1*], ZHANG Yong-qiang[2]

(1. *School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin* 150009, *China*;
2. *Troops* 63921 *of the Chinese People's Liberation Army, Beijing* 100094, *China*)
* *Corresponding author, E-mail: wfhitsat@hit.edu.cn*

Abstract: Autonomous task planning is an important method for imaging satellites to fast react to emergent observing missions, and to capture ground targets effectively. For the autonomous task planning problem of fast selecting targets in observation area for formation flying satellites, an improved genetic algorithm was put forward to fast obtain imaging sequence for every satellite. First, constraints of a satellite observing a target were analyzed, and observation time and expected lateral swing angles were clarified for each satellite and target. Then, ground target, imaging sequence and formation satellites were coded as gene, string and individual respectively. For fast forming original imaging sequence containing several important targets for each satellite, an original population generation method was developed based on time judgement of satellite continuous lateral swings. Selection, crossover and mutation were applied iteratively to optimize the original population, so that imaging sequences with current-optimal gain corresponding to evolution times were achieved. Finally, a simula-

收稿日期:2017-08-23;**修订日期**:2017-09-06.
基金项目:国家高分专项基金资助项目(No. GFZX04010801-3)

tion example containing 10 satellites in formation and 160 ground targets with 3 grades was provided. The results show that the improved genetic algorithm can generate imaging sequences for all satellites within 30 s. Contrast with simple genetic algorithm, imaging gain of proposed algorithm is improved by 40%, and the number of important targets is increased by 1.6 times. Thus, it can meet rapidity and high-gain requirements of engineering application.

Key words: autonomous task planning; formation imaging satellites; improved genetic algorithm; imaging sequence

1　引　言

成像卫星的任务是根据观测需求，在太空中获取地面目标图像并传回地面。随着成像卫星技术的快速发展，用户对卫星观测提出了反应更快、范围更广、指向更准等要求[1]。同时，在现代小卫星蓬勃发展的背景下，卫星编队应运而生。编队成像卫星一般由若干颗卫星组成，多颗卫星以某种特定构型在太空飞行，协同完成对地观测任务。多星协同对地成像的方式扩宽了星载成像设备的观测范围，提高了卫星工作效率[2]。多颗卫星可搭载不同的成像设备，如可见光相机、合成孔径雷达和红外成像仪等，从而获取多种类型的地面图像[3]。将观测区域内的多个目标分配给卫星，实现卫星资源的优化配置是任务规划研究的内容之一[4]。传统的任务规划由地面根据实际观测需求与卫星状态预估，提前解算成像任务序列并上传给卫星执行。为了实现对紧急任务的快速响应，以及对地面目标的精确观测，由在轨卫星根据任务需求，自主针对某特定时段解算成像序列(包括观测目标、成像时刻、卫星侧摆等内容)，然后进行目标观测的自主任务规划成为一种重要趋势[5-7]。将自主任务规划技术应用于编队成像卫星，也成为国内外研究的热点之一。并且出现了若干应用于在轨卫星的自主任务规划系统，例如 NASA 最早应用于 Deep Space-1 卫星之上的 RAX-PS[8]、Earth Observation-1 卫星上的 CASPER[9-10]、OrbitView-3 上的 OTS[11]、Pleiades 卫星上的自主运行测试模块 AGATA 等[12]。现存的星载任务规划系统通过在线决策与优化算法，能够针对具体时间、具体任务规划出具体的、包含多系统配合的动作序列，但一般需要较长的时间进行自主规划、决策与执行，多适用于较长时间的规划而非应急响应。

在自主任务规划算法方面，国内外学者也取得了一系列成果。Hongrae Kim 等[13]针对 SAR 卫星编队对目标区域的最大成像覆盖问题，以减小系统响应时间为优化目标，设计了一种以遗传算法为基础的最优调度算法。算法适用于对卫星进行较长时间的规划，不适于对实时观测任务的快速规划；Alexander 等[11]介绍了应用于 OrbitView-3 卫星的成像任务规划系统，在考虑观测目标、成像设备、机动能力等多种约束的情况下，结合云层遮挡与目标信息周期性地进行规划与优化。系统需要若干分钟给出卫星的最优成像方案；Pemberton 等[14]针对多星多目标的任务规划问题，提出了一种带有人工智能的启发式搜索算法，并且基于该算法开发了一种 GREAS 任务规划系统；Jang[15]等针对 KOMPSAT-2 卫星的成像条带对地观测模式，设计了一种适用于多轨道、长时间的图像采集规划方法；Wolfe 等[16]将任务规划问题建模为约束窗口问题，在考虑目标优先级的情况下提出了优先派遣，向前看，改进的遗传算法 3 种任务规划算法。3 种算法均能给出包含尽可能多的目标的规划结果。但均需要较长的运行时间，尤其在规划对象数量较多的情况下；Sarkheyli 等[17]采用图着色理论解决卫星任务规划问题。以最大化成像任务为目标，提出了一种新的禁忌搜索算法以获得近优化可行解，算法适用于地面对卫星的较长时间规划；何磊等[18]在敏捷卫星任务规划中考虑云层遮挡的影响，提出一种云层遮挡的建模和时间计算方法，然后利用蚁群算法对任务规划模型进行寻优计算。该算法的规划时间随目标数量和密级程度增加而增加；姚敏等[19]针对小卫星星务软件的自主化运行，提出了一种基于模糊神经网络算法的自主调度决策系统。系统只涉及对单个成像任务的调度与规划，

未涉及多个成像任务的情况。综上所述，成像卫星的自主任务规划方面已取得了诸多研究进展，但仍存在以下局限性：

(1)现存的在轨自主规划系统主要针对单颗卫星和单个成像任务，侧重于针对一个成像目标在轨规划卫星的具体动作指令。对多星多目标的自主任务规划系统研究尚少；

(2)现存卫星任务规划算法大多以成像个数为优化目标，侧重于提高算法的优化效果。这类算法多适用于地面进行较长时间的任务规划，无法被在轨卫星应用于处理实时成像任务；

(3)现存自主规划任务算法较为复杂，当卫星或目标数量较大时，所需的规划时间较长。难以满足星载计算机对规划算法尽可能简单、高效的要求；

(4)在已知多颗卫星状态和多个目标位置的情况下，针对某较短的时间范围，快速求解该时段内每颗卫星的成像序列。尚无针对此类自主任务规划问题的研究成果。

基于此，本文提出了一种改进型遗传算法，算法具备快速求解的特点，其结果序列的成像收益与一级目标数量均高于简单遗传算法。通过仿真实例表明，改进型遗传算法能够根据包含多等级目标的观测任务，为每颗卫星规划包含多个重点目标的对地成像序列，具备一定的工程应用价值。

2　成像条件分析

假设 m 颗成像卫星编队飞行，成像卫星记为 $S_i(i=1,2,\cdots,m)$，$S_1 \sim S_m$ 运行于同一轨道上且 S_1 在前。观测区域内共 n 个目标点，记为 T_j $(j=1,2,\cdots,n)$，T_j 的地理经纬度表示为 (L_j, B_j)。任务规划时间范围为 $[t_s, t_o]$，S_i 只通过横向侧摆对 T_j 成像，S_i 的最大侧摆角度为 $|\alpha_i|_{\max}$。已知 t_s 时刻 S_i 相对 J2000 坐标系的位置与速度分别为 $\boldsymbol{r}_i^s, \boldsymbol{v}_i^s$。在 $[t_s, t_o]$，编队卫星的对地成像范围如图 1 所示。

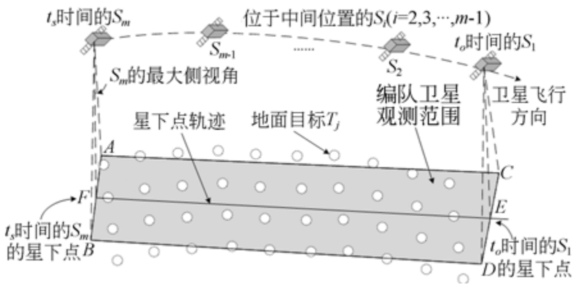


图 1　编队成像卫星的对地成像范围

Fig. 1　Observation range of formation imaging satellites

在 $[t_s, t_o]$ 范围内，编队成像卫星对地观测范围可近似用图 1 中封闭阴影区 ABDC 表示，封闭图形顶点为卫星最大侧摆时成像视线在地面的交点。位于阴影区外的目标点，无法被任何卫星成像。为减小后续运算量，将不在观测范围内的目标筛选出来。t_o 时刻 S_1 的位置、速度可通过 $\boldsymbol{r}_i^s, \boldsymbol{v}_i^s$ 递推 $|t_s - t_o|$ 时间得到。选用考虑地球 J2 引力摄动的轨道递推模型为：

$$\begin{bmatrix} \ddot{r}_x \\ \ddot{r}_y \\ \ddot{r}_z \end{bmatrix} = -\frac{\mu}{|r|^3} \begin{bmatrix} r_x + \dfrac{\frac{3}{2} J_2 R_e^{\ 2} \left(1 - \dfrac{5\,(r_z)^2}{|r|^2}\right)}{|r|^2} r_x \\ r_y + \dfrac{\frac{3}{2} J_2 R_e^{\ 2} \left(1 - \dfrac{5\,(r_z)^2}{|r|^2}\right)}{|r|^2} r_y \\ r_z + \dfrac{\frac{3}{2} J_2 R_e^{\ 2} \left(3 - \dfrac{5\,(r_z)^2}{|r|^2}\right)}{|r|^2} r_z \end{bmatrix}, \tag{1}$$

其中：r_x, r_y, r_z 为卫星位置矢量 $\boldsymbol{r}$ 在 J2000 系下坐标列阵的三个分量，且 $|\boldsymbol{r}| = \sqrt{(r_x)^2 + (r_y)^2 + (r_z)^2}$ 为其模长；J_2 为地球二阶带谐项系数；R_e 为地球赤道平均半径[20]。通过四阶龙格古塔积分运算可得到 t_o 时刻 S_1 相对 J2000 系的位置和速度，记为 $\boldsymbol{r}_1^o, \boldsymbol{v}_1^o$。以 S_1 在 t_o 时刻对应的 CD 两个顶点为例，给出封闭图形 ABDC 4 个顶点大地经纬度的求解方法。封闭阴影

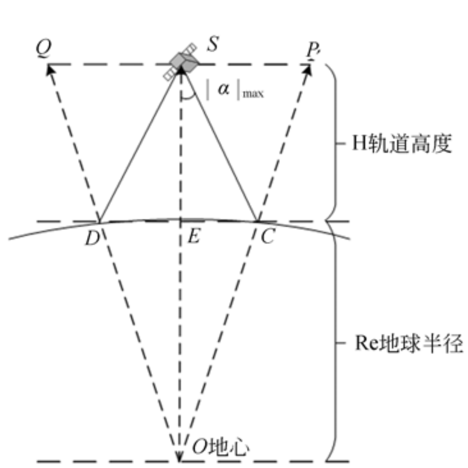


图 2　封闭阴影区顶点几何侧向图

Fig. 2　Geometric side view of closed shadow area

区顶点的几何侧向图如图 2 所示。

根据相似三角形理论，$\boldsymbol{OQ}$ 与 $\boldsymbol{OP}$ 可分别表示为：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{OP} &= \boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}} + \frac{R_{\mathrm{e}}}{|\boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}}|}\tan(|\alpha_1|_{\max}) \\ &(|\boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}}| - R_{\mathrm{e}})\frac{\boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}} \times \boldsymbol{v}_1^{\mathrm{o}}}{|\boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}} \times \boldsymbol{v}_1^{\mathrm{o}}|} \\ \boldsymbol{OQ} &= \boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}} + \frac{R_{\mathrm{e}}}{|\boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}}|}\tan(|\alpha_1|_{\max}) \\ &(|\boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}}| - R_{\mathrm{e}}) * \frac{\boldsymbol{v}_1^{\mathrm{o}} \times \boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}}}{|\boldsymbol{v}_1^{\mathrm{o}} \times \boldsymbol{r}_1^{\mathrm{o}}|}\end{aligned}, \tag{2}$$

式中矢量坐标列阵均在 J2000 系下表达。即矢量 $\boldsymbol{OP}$ 与 $\boldsymbol{OQ}$ 也在 J2000 系下表示。通过 J2000 系到 ECEF 系的转换矩阵[21]，将 $\boldsymbol{OP}$ 与 $\boldsymbol{OQ}$ 的坐标列阵转到 ECEF 系表达，可进一步得到两矢量与地面交点，即 C 与 D 点的大地经纬度，分别记为 $(L_C, B_C)(L_D, B_D)$。同理，可得到 S_m 在 t_s 时刻对应的 AB 两个顶点的大地经纬度，记为 $(L_A, B_A)(L_B, B_B)$。由此获得了四个顶点的位置。对于 n 个 $T_j(L_j, B_j)$，依次进行如下判断：

$$\begin{cases} B_D - B_C > 0 \rightarrow K_1 = (L_j - L_C)(B_D - B_C) - (B_j - B_C)(L_D - L_C) \\ B_D - B_C \leqslant 0 \rightarrow K_1 = -(L_j - L_C)(B_D - B_C) + (B_j - B_C)(L_D - L_C) \end{cases}$$
$$\begin{cases} B_A - B_B > 0 \rightarrow K_2 = (L_j - L_B)(B_A - B_B) - (B_j - B_B)(L_A - L_B) \\ B_A - B_B \leqslant 0 \rightarrow K_2 = -(L_j - L_B)(B_A - B_B) + (B_j - B_B)(L_A - L_B) \end{cases}$$
$$\begin{cases} B_A - B_C > 0 \rightarrow K_3 = (L_j - L_C)(B_A - B_C) - (B_j - B_C)(L_A - L_C) \\ B_A - B_C \leqslant 0 \rightarrow K_3 = -(L_j - L_C)(B_A - B_C) + (B_j - B_C)(L_A - L_C) \end{cases}$$
$$\begin{cases} B_B - B_D > 0 \rightarrow K_4 = (L_j - L_D)(B_B - B_D) - (B_j - B_D)(L_B - L_D) \\ B_B - B_D \leqslant 0 \rightarrow K_4 = -(L_j - L_D)(B_B - B_D) + (B_j - B_D)(L_B - L_D) \end{cases}. \tag{3}$$

T_j 位于封闭阴影区的条件为：

$$\begin{cases} K_1 K_2 \leqslant 0 \\ K_3 K_4 \leqslant 0 \end{cases}. \tag{4}$$

对于满足公式(2)的所有 T_j，在 $[t_s, t_o]$ 内，计算 S_i 相对它的高度角：

$$\beta_{i-j} = \arctan\left(\frac{r_{i-j-x}|_U}{\sqrt{(r_{i-j-y}|_U)^2 + (r_{i-j-z}|_U)^2}}\right), \tag{5}$$

式中 $r_{i-j-x}|_U$、$r_{i-j-y}|_U$、$r_{i-j-z}|_U$ 为 S_i 相对 T_j 的位置矢量 $\boldsymbol{r}_{i-j}$ 在天东北(UEN)系下的 3 个坐标分量。若在 $[t_s, t_o]$ 内存在使不等式：

$$\beta_{i-j} > 0, \tag{6}$$

成立的时段，且 β_{i-j} 在此时段呈从小变大再变小的变化趋势，则说明 $[t_s, t_o]$ 内 S_i 过顶 T_j 上方。如图 3 所示。

β_{i-j} 取得最大值的时刻记为 t_{i-j}，在 t_{i-j}，S_i 相对 T_j 的成像侧视角 α_{i-j} 为：

$$|\alpha_{i-j}| = \left|\arccos\left(\frac{r_i|_E{}' r_{i-j}|_E}{|r_i|_E|\,|r_{i-j}|_E|}\right)\right|, \tag{7}$$

式中 $r_i|_E$、$r_{i-j}|_E$ 分别为 S_i 位置矢量 r_i、S_i 相对 T_j 位置矢量 r_{i-j} 在 ECEF 系下的坐标列阵。T_j 位于 S_i 的观测范围之内需要满足不等式：

$$\alpha_{i-j} \leqslant |\alpha_i|_{\max}. \tag{8}$$

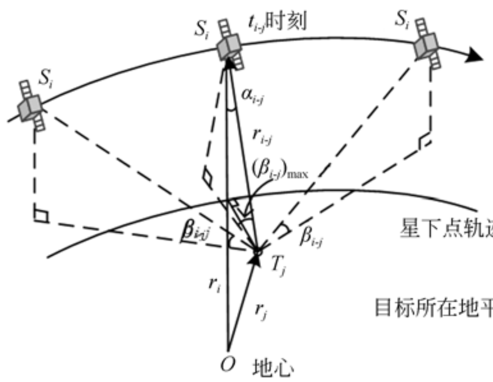


图 3　卫星过顶地面目标示意图

Fig. 3　Diagram of satellite passing ground target overhead

为 T_j 设置标志量 δ_{i-j}，$\delta_{i-j}=1$ 表示在 $[t_s, t_o]$ 内 T_j 有机会被 S_i 成像，$\delta_{i-j}=0$ 表示 $[t_s, t_o]$ 内 T_j 无法被 S_i 成像。不等式(4)、(6)、(8)同时成立时，$\delta_{i-j}=1$；否则 $\delta_{i-j}=0$。

由此完成了对 S_i 对 T_j 的成像条件分析。对于每个 S_i 与 n 个 T_j，整理形成成像数据集合，示例如表 1 所示：

表 1　单颗卫星与所有目标的成像数据集合示例

Tab. 1　Imaging data collection of one satellite and all targets

T_j	δ_{i-j}	t_{i-j}	α_{i-j}
T_1	1	t_{i-1}	α_{i-1}
T_2	0	-	-
……	……	……	……
T_n	1	t_{i-n}	α_{i-n}

共形成 m 个包含 S_i 与 n 个 T_j 的成像数据集合，将会在后续规划中被调用。

3　改进遗传算法设计

针对编队成像卫星对多个地面目标的自主任务规划问题，基于传统遗传算法思路，提出一种算法改进型。改进内容包括一种具体的编码方法、一种快速生成高收益初始种群的方法等。

3.1　编码方法

遗传算法通过编码过程，将问题的解看做一个个体或种群，通过对初始种群不断进行选择、交叉、变异过程获得适应值更高的种群和个体[22]。针对 $S_1 \sim S_m$ 对 $T_1 \sim T_n$ 的自主任务规划问题，提出编码形式如图 4 所示。

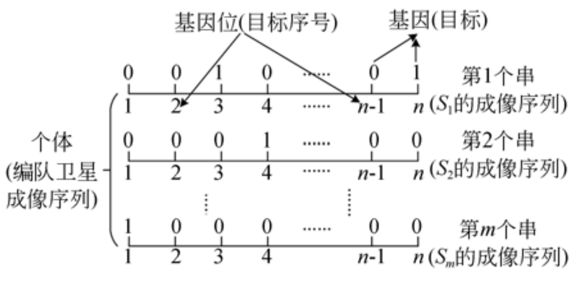


图 4　编码方法示意图

Fig. 4　Diagram of coding

编码方式为：将 1～n 个目标按序号编码为基因，基因所在位置为目标序号，所在串结构为卫星成像序列，基因位上值为 1 表示该目标位于该卫星的成像序列上，值为 0 表示该目标不在串结构对应的卫星的成像序列上。m 个串结构构成一个个体，即编队卫星成像序列集合。该集合（个体）是由 0 和 1 组成的 $m \times n$ 矩阵。

3.2　适应值函数

假设 $S_1 \sim S_m$ 共搭载可见光相机、SAR、红外相机 3 种不同类型的成像设备；$T_1 \sim T_n$ 分为 γ 个重要等级，第 1 级为最重要目标。对于第 1～λ（$\lambda \leqslant \gamma$）级较为重要的目标，可为其设置成像偏好（例如某目标期望被可见光卫星观测，若无法实现，再依次判断能否被红外、SAR 卫星观测）。目标被第 1 成像偏好类卫星观测取得的收益最大，以此类推。适应值函数 J_Σ 为编队卫星成像序列集合内所有目标的成像收益之和：

$$J_\Sigma = \sum_{i=1}^{m} \Big\{ \sum_{q=1}^{\lambda} \sum_{\eta=1}^{3} \big[(n_q^\eta \mid S_i)(\omega_q^\eta) \big] + \sum_{q=\lambda+1}^{\gamma} \big[(n_q^0 \mid S_i)(\omega_q^0) \big] \Big\}, \tag{9}$$

式中 $n_q^\eta | S_i$ 表示 S_i 的成像序列中被其第 η 偏好卫星观测的第 q 级目标的个数，ω_q^η 表示对应的收益；$n_q^0 | S_i$ 表示 S_i 的成像序列中无成像偏好的目标个数，ω_q^0 为对应的收益。ω_q^η 与 ω_q^0 满足：

$$\omega_1^1 > \omega_1^2 > \omega_1^3 > \omega_2^1 > \cdots > \omega_\lambda^2 > \omega_\lambda^3 > \omega_{\lambda+1}^0 > \cdots > \omega_\gamma^0. \tag{10}$$

3.3　生成初始种群

简单遗传算法的初始种群通过随机生成的方式，得到的初始种群适应值可能较低，导致后续进化缓慢，难以快速得到优化解基于此，提出一种基于卫星连续侧摆时间判断的初始种群生成方法，目的是为每颗卫星快速生成初始成像序列。同时，以优先挑选重要目标的方式，保证初始群体具备较高的适应值。首先给出生成初始个体的流程图，如图 5 所示。

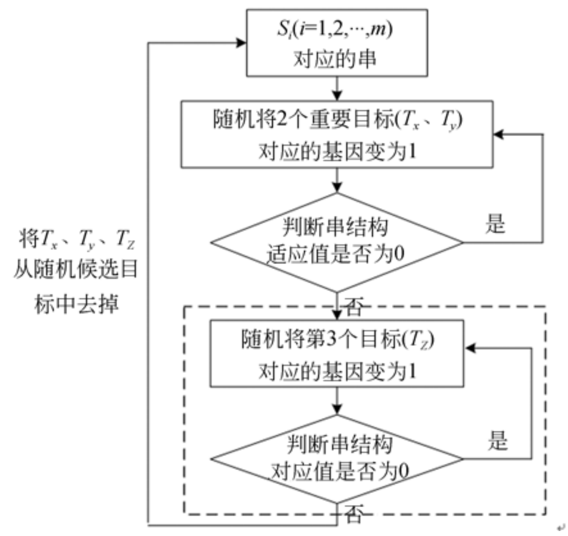


图 5　生成初始个体流程图

Fig. 5　Flow chart of generating an original individual

具体步骤为：

(1)假设第 1～λ 级目标的序号集合为 Φ，对于 S_i，根据其成像数据集合(如表 1 所示)，在 Φ 中随机选取满足 $\delta_{i-x}=1$，$\delta_{i-y}=1$ 的两个目标 T_x，T_y，将目标对应的基因变为 1；

(2)在 S_i 串结构中，将基因值为 1 的目标按其期望成像时间排序，然后判断卫星是否有足够的时间完成连续侧摆。假设 $t_{i-x}<t_{i-y}$，卫星连续侧摆的时间判断示意图如图 6 所示。

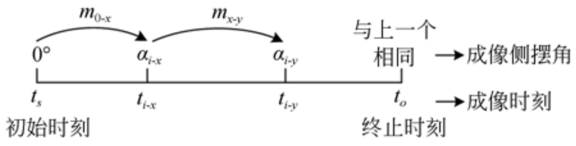


图 6　卫星连续侧摆时间判断示意图

Fig. 6　Diagram for time judgement of satellite continuous lateral swings

依据图 6，依次计算卫星从 0°侧摆机动到 α_{i-x}、稳定成像所需的时间 m_{0-x}；从 α_{i-x}侧摆机动到 α_{i-y}、稳定成像的时间 m_{x-y}。设 S_i 横向侧摆的最大角速度为 ω_i，平均角加速度为 a_i，卫星从侧摆机动再成像需要经历加速-匀速-减速-稳定-成像过程。以 m_{x-y}为例，计算公式为：

$$m_{x-y}=\begin{cases} 2\sqrt{\left|\alpha_{i-x}-\alpha_{i-y}\right|/a_i}+\Delta m_i, & \left|\alpha_{i-x}-\alpha_{i-y}\right|\leqslant \omega_i{}^2/a_i \\ (a_i\left|\alpha_{i-x}-\alpha_{i-y}\right|-(\omega_i)^2)/a_i\omega_i+\Delta m_i, & \left|\alpha_{i-x}-\alpha_{i-y}\right|> \omega_i{}^2/a_i \end{cases}, \tag{11}$$

其中 Δm_i 为 S_i 姿态稳定和成像所需的时间。判断 m_{0-x} 与 m_{x-y} 是否分别小于 $|t_{i-x}-t_s|$ 与 $|t_{i-y}-t_{i-x}|$。若均小于，则按照公式(7)计算 S_i 的适应值；否则，适应值为 0，此时重复步骤(1)，重新随机生成两个 T_x，T_y，直至 S_i 初始串结构的适应值不为 0；

(3)在 Φ 中随机选取满足 $\delta_{i-z}=1$ 的第 3 个目标 T_z，在 S_i 串结构中，将对应位置的基因变为 1。按照步骤(2)的思路，判断此时串结构的适应值是否为 0，若为 0，则重新随机选择 T_z；若不为 0，则形成了 S_i 的初始串结构；

(4)从 T_x，T_y，T_z 以外的目标中，重复步骤(1)～(3)，形成 S_{i+1}的初始串结构。以此类推，S_1～S_m 初始串结构全部生成后，即得到了一个初始个体；

(5)重复步骤(1)～(4)k 次，即得到了包含 k 个初始个体的初始种群。

上述过程中，对初始成像目标的选取是随机的，因而保证了个体之间互不相同，确保了基因多样性。根据实际观测目标的数量，可调整生成初始个体时随机选取的目标个数。如果重点目标数量较多，可增加在 Φ 中随机选取的目标个数(＞2)；如果目标数量较少，可不进行第 3 个目标的随机选取。

3.4　选择-交叉-变异算子

通过选择、交叉、变异 3 个算子对初始种群进行优化，目的是生成适应值更高的个体，即对应更高总成像收益的编队卫星成像序列。

(1)选择算子

采用“轮盘赌”的方式，从种群中选择个体组成新一代种群。当前种群中含有 k 个个体时，第 ε 个个体($1\leqslant\varepsilon\leqslant k$)被选中构成新一代种群的概率 P_ε 为：

$$P_\varepsilon=\frac{(J_\Sigma)_\varepsilon}{\sum\limits_{\varepsilon=1}^{k}(J_\Sigma)_\varepsilon}, \tag{12}$$

式中$(J_\Sigma)_\varepsilon$ 为第 ε 个个体的适应值；$\sum\limits_{\varepsilon=1}^{k}(J_\Sigma)_\varepsilon$ 为 k 个个体的适应值之和。即适应值越大的个体被选中组成新一代种群的概率越大。经过选择算子形成新种群后，计算其总适应值，如果总适应值大于选择之前，则选用新种群进行交叉-变异；否则保留选择前的种群进行后续遗传计算。

(2)交叉算子

对经过选择算子的种群进行交叉处理。首先在 1～k 范围内随机生成 c 个整数 $k_1,k_2,\cdots,k_c$；在 1～m 范围内随机生成 d 个整数 $p_1,p_2,\cdots,p_d$；在 1～n 范围内随机生成 2 个整数 q_1，q_2($1\leqslant q_1<q_2\leqslant n$)。对种群中第 $k_1,k_2,\cdots,k_c$ 个个体的第 $p_1,p_2,\cdots,p_d$ 个串结构上的第 q_1～q_2 个基因，进行交叉处理。即将 p_1 上第 q_1～q_2 基因替换到 p_2；p_2 上第 q_1～q_2 基因替换到 p_3 上，以此类推。

(3)变异算子

对经过交叉处理的 d 个串结构进行变异，在每个串结构中随机选取 u(根据实际目标数量与卫星观测能力选取)个基因值为 0 的目标，将其基因值设为 1。交叉-变异算子的示意图如图 7 所示。

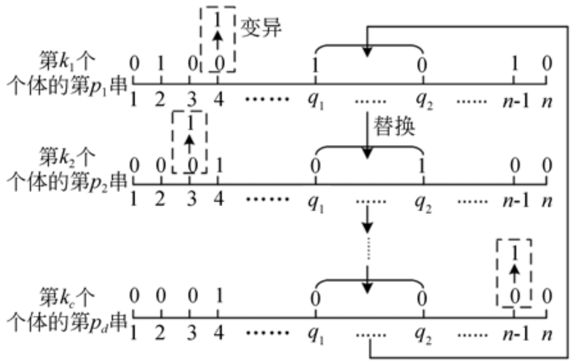


图 7　交叉-变异算子示意图

Fig. 7　Diagram of crossover - muation

按照 3.3 节生成初始种群步骤(2)的方法，计算完成交叉-变异后种群内每个个体的适应值，如果适应值不为 0，则新个体替换交叉前的个体；如果适应值为 0，则在种群中保留交叉前的个体。当经过选择-交叉-变异得到的新个体适应值大于原有种群中任何个体时，将新个体对应的串结构输出。输出的新个体即为经过这一次进化，对应总成像收益更高的、每颗卫星的成像序列。综上，改进遗传算法的流程图如图 8 所示。

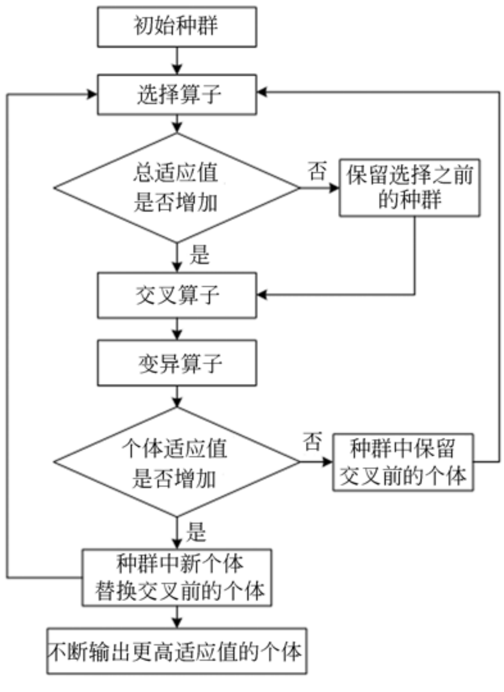


图 8　改进遗传算法流程图

Fig. 8　Flow chart of improved genetic algorithm

多星多目标任务规划本质上是一个多约束、多耦合的分配问题。当卫星与目标数量较大时，卫星的成像序列方案数量巨大，难以在短时间内确定和获取最优解。同时，考虑自主任务规划算法应具备快速求解的特点，本文以完成设定的进化代数作为算法终止条件。通过设定进化代数，可以控制算法的运行时间，保证算法在可利用时间内规划出当前最优成像方案。即对初始种群进行了指定次数的选择-交叉-变异后，输出当前种群中适应值最高的个体，解码后即为当前使总成像收益最大的，各颗卫星的成像序列。

4　仿真分析

以编队飞行的 10 颗成像卫星对四川省汶川县附近的 160 个(分为 3 个重要等级)地面观测目标进行规划为例，验证改进型遗传算法的有效性。假设 10 颗卫星运行于同一轨道上，相邻卫星间隔约 50km。第 1 颗卫星的轨道根数为：半长轴 6 665.2 km，偏心率 0.000 808，轨道倾角32.95°，升交点赤经 350.97°，近地点幅角 168.39°，真近点角 255.32°，对应的 UTC 为 2016-05-02 06:18:40。10 颗卫星共搭载三种类型的成像设备，具体如表 2 所示。

表 2　编队卫星成像种类

Tab. 2　Imaging types of formation satellites

成像种类	可见光相机	SAR	红外相机
包含卫星	S_1 S_3 S_5 S_7 S_9 S_{10}	S_2 S_6	S_4 S_8
侧摆范围	±[0,45°]	±[20°,45°]	±[0,45°]

假设 160 个地面目标包含 3 个等级，其中重要目标 30 个、次级目标 30 个、一般目标 100 个，一般目标为根据四川省汶川县地区范围均匀生成。对重要目标和次级目标设置成像偏好，一般目标无成像偏好。重点和次级目标的序号与成像收益如表 3 所示。

表 3　目标序号与成像偏好

Tab. 3　Target numbers and imaging preferences

重点目标	次级目标	成像偏好
1-9	31-39	可见光-SAR-红外
10-18	40-48	可见光-红外-SAR
19-24	49-54	SAR-红外-可见光
25-30	55-60	红外-SAR-可见光

重点目标加入其第 1、2、3 成像偏好对应的卫星观测序列获得的收益分别为 1 000、900、800；次级目标加入其第 1、2、3 成像偏好对应的卫星观测序列获得的收益分别为 100、90、80；一般目标无成像偏好，加入任意卫星观测序列获得收益 60。

利用改进遗传算法，为 10 颗卫星规划未来 200 s 内各颗卫星的对地成像序列。被规划的时间范围为 2016-05-02 06：18：40 - 2016-05-02 06：22：00。将进化次数分别选为 500、1 000、5 000 和 10 000 次。仿真结果如表 4 所示。

表 4　改进遗传算法仿真结果

Tab. 4　Results of improved genetic algorithm

进化次数	500	1 000	5 000	10 000
成像收益(平均)	19 000	21 450	22 750	23 750
成像个数(平均)	30	31	31	32
重要目标个数	18	21	23	24
算法运行时间/min	0.5	1	10	15

将遗传次数设定为 10 000 次时，对总成像收益的优化过程如图 9 所示。

通过仿真结果与优化过程可以看出，编队成像卫星所有成像序列对应的总收益，随着改进遗传算法进化次数的增加而增加。同时，所有成像序列中包含的重要目标比例也随之增加。作为代价，算法运行所需的时间也随之增长。通过表 3 可看出，结果中均具备较高的重要目标比例（≥60%），这是由初始种群生成方法所保证的。

为对比算法性能，将传统的简单遗传算法应用于该具体问题，求解结果如表 5 所示。

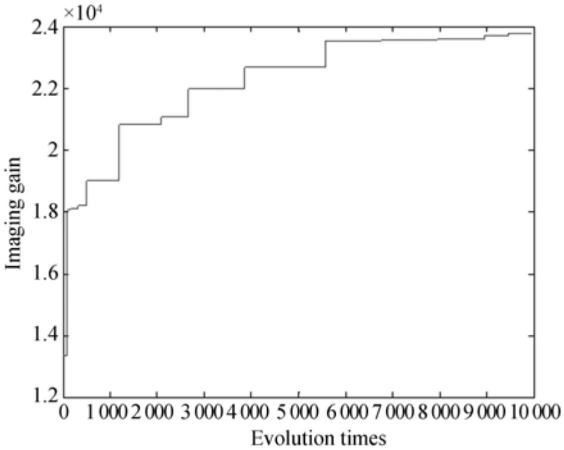


图 9　改进遗传算法对总成像收益的优化过程

Fig. 9　Overall imaging gain optimization by improved genetic algorithm

表 5　简单遗传算法仿真结果

Tab. 5　Results of simple genetic algorithm

进化次数	500	1 000	5 000	10 000
成像收益(平均)	13 500	15 000	18 850	20 200
成像个数(平均)	27	27	28	29
重要目标个数	11	15	19	21
算法运行时间/min	0.5	1	10	15

对比表 4 和表 5，在 4 种进化次数下，改进型遗传算法均给出了优于简单遗传算法的解。当进化次数为 500 时，改进型算法的平均成像收益较简单算法提高了约 40%，成像序列中包含的一级目标个数是简单算法的 1.6 倍。

以算法运行 10 000 次，编队成像卫星总成像收益为 23 750 为例，给出改进遗传算法给出的规划结果，即每颗卫星的成像序列示意图。

图 10～图 19 中阴影区为任务规划的 200 s 时间内成像卫星的可观测范围，阴影区中黑色曲线为卫星的星下点轨迹。图中方形标识为重点目标；三角形标识为次级目标；均布的标识为生成的均布一般目标。每个箭头的起始和终止位置对应成像目标。图 11 和图 15 阴影区中间被隔开是由于为 SAR 卫星设置了侧摆范围[20° 45°]所导致的。

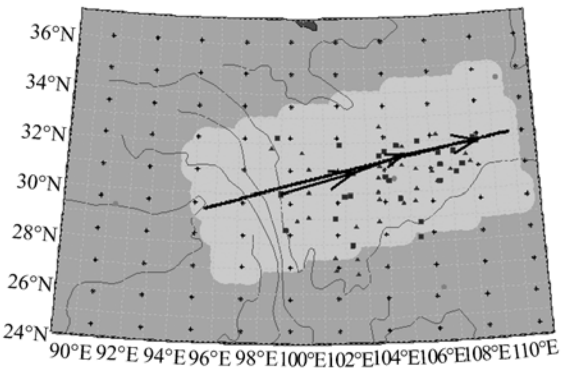


图 10　S_1成像序列示意图(目标:12-3-17-21)

Fig. 10　Diagram of S_1 imaging sequence (target: 12-3-17-21)

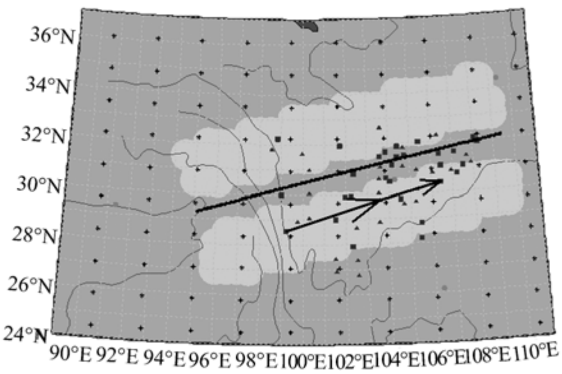


图 11　S_2成像序列示意图(目标:1-45-8)

Fig. 11　Diagram of S_2 imaging sequence (target: 1-45-8)

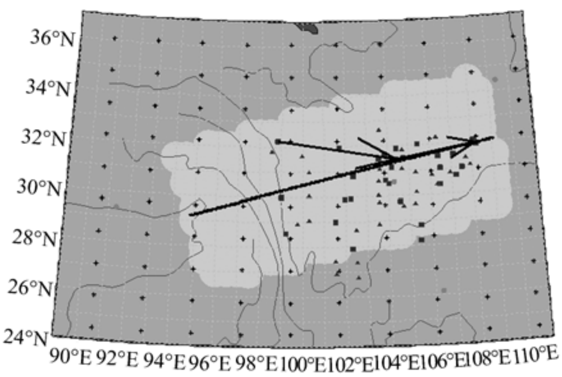


图 12　S_3成像序列示意图(目标:11-6-10)

Fig. 12　Diagram of S_3 imaging sequence (target: 11-6-10)

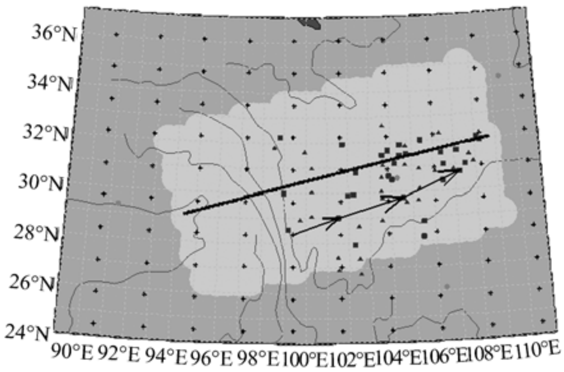


图 13　S_4成像序列示意图(目标:95-22-26-29)

Fig. 13　Diagram of S_4 imaging sequence (target: 95-22-26-29)

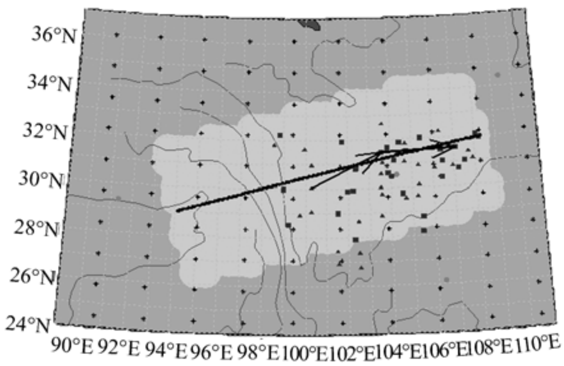


图 14　S_5成像序列示意图(目标:36-15-18)

Fig. 14　Diagram of S_5 imaging sequence (target: 36-15-18)

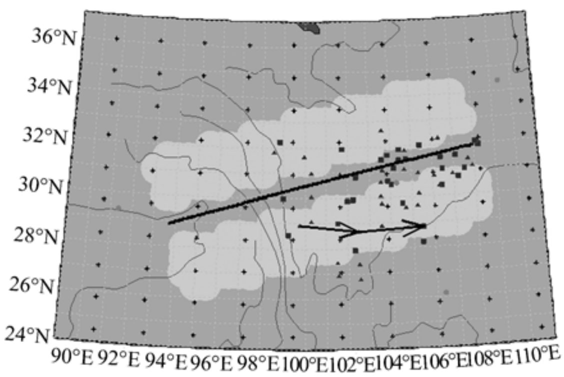


图 15　S_6成像序列示意图(目标:32-42-7)

Fig. 15　Diagram of S_6 imaging sequence (target: 32-42-7)

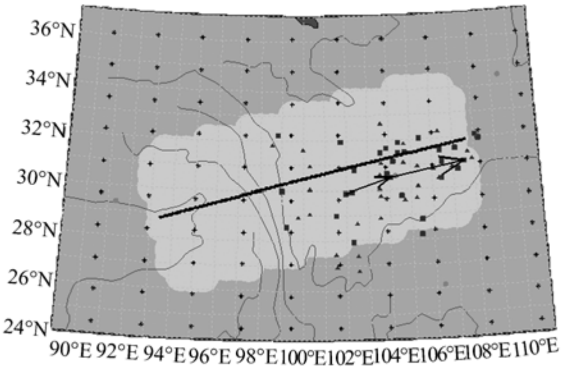


图 16　S_7成像序列示意图(目标:2-5-9)

Fig. 16　Diagram of S_7 imaging sequence (target: 2-5-9)

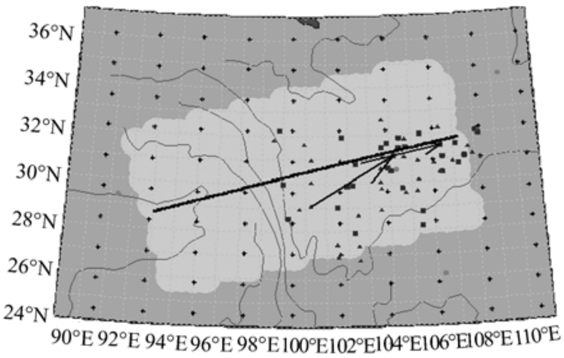


图 17　S_8成像序列示意图(目标:34-25-28)

Fig. 17　Diagram of S_8 imaging sequence (target: 34-25-28)

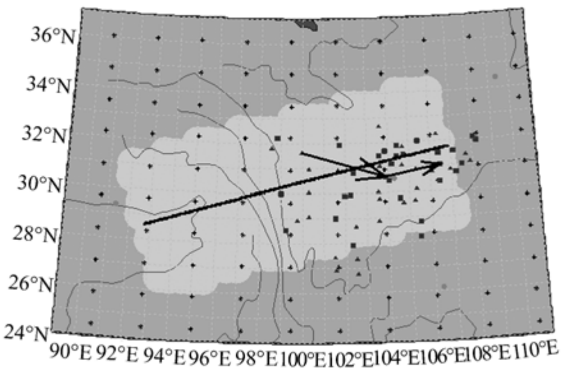


图 18　S_9成像序列示意图(目标:31-4-20)

Fig. 18　Diagram of S_9 imaging sequence (target: 31-4-20)

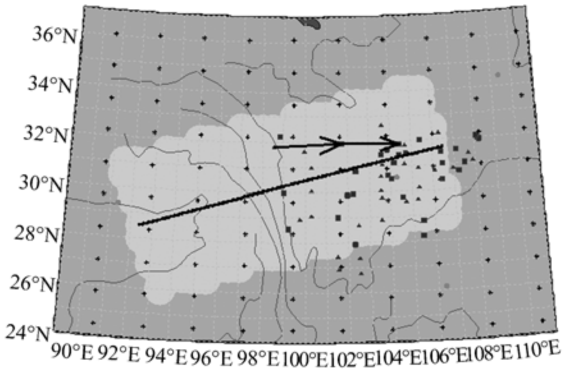


图 19　S_{10}成像序列示意图(目标:33-13-16)

Fig. 19　Diagram of S_9 imaging sequence (target: 33-13-16)

5　结　论

本文针对编队卫星对多个实时成像任务的自主规划问题,提出了一种改进型遗传算法。算法能够快速生成某特定时段内每颗卫星的对地成像序列。仿真表明,改进遗传算法对 10 颗编队卫星、包含 3 个等级的 160 个地面目标进行规划时,可在 30 s 内给出未来某 200 s 内每颗卫星的对地成像序列,序列中共含 30 个地面目标(每颗卫星 3 个观测任务),其中一级目标 18 个,总收益优于简单遗传算法 40%,能够满足工程应用中快速求解、优先观测重点目标的需求。

通过仿真与分析,可知改进遗传算法的运行时间随着卫星、目标数量,以及算法进化次数的增加而增长。因此在实际应用时,应根据规划问题的规模,对算法进化次数作出相应调整。将算法应用于在轨卫星编队自主任务规划时,应设置较小的迭代次数,以确保算法为每颗卫星快速解算出成像序列;将改进遗传算法用于地面任务规划时,可适当增加迭代次数,以获取成像收益更高的优化解。

参考文献:

[1]　LIU X L, LAPORTE G, CHEN Y W, *et al*.. An adaptive large neighborhood search metaheuristic for agile satellite scheduling with time-dependent transi-

tion time[J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 86: 41-53.

[2] 李亮，王洪，刘良玉，等. 微小卫星星座与编队技术发展[J]. 空间电子技术，2017，14(1)：1-3，14.
LI L, WANG H, LIU L Y, *et al.*. Development of micro-satellite constellation and formation technologies[J]. *Space Electronic Technology*, 2017, 14(1): 1-3, 14. (in Chinese)

[3] QIU D SH, HE CH, LIU J, *et al.*. A dynamic scheduling method of Earth-observing satellites by employing rolling horizon strategy[J]. *The Scientific World Journal*, 2013, 2013: 304047.

[4] WANG CH, LI J, JING N, *et al.*. A distributed cooperative dynamic task planning algorithm for multiple satellites based on multi-agent hybrid learning [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2011, 24(4): 493-505.

[5] 朱剑冰，汪路元，赵魏，等. 敏捷光学卫星自主任务管理系统关键技术分析[J]. 航天器工程，2016，25(4)：54-59.
ZHU J B, WANG L Y, ZHAO W, *et al.*. Analysis on key techniques of onboard autonomous mission management system of optical agile satellite [J]. *Spacecraft Engineering*, 2016, 25(4): 54-59. (in Chinese)

[6] LIU SH F, HODGSON M E. Satellite image collection modeling for large area hazard emergency response[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 118: 13-21.

[7] 赵琳，王硕，郝勇，等. 基于能量最优的敏捷遥感卫星在轨任务规划[J]. 航空学报，2017，38(6)：320654.
ZHAO L, WANG SH, HAO Y, *et al.*. Energy-optimal in orbit mission planning for agile remote sensing satellites[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38(6): 320654. (in Chinese)

[8] MORRIS P H, MUSCETTOLA N, *et al.*. Planning in interplanetary space: theory and practice [C]. *Proceedings of the 5th International Conference on Artificial Intelligence Planning Systems*, AAAI, 2010: 177-186.

[9] CHIEN S, SHERWOOD R, TRAN D, *et al.*. The EO-1 autonomous science agent[C]. *Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, IEEE, 2004: 420-427.

[10] RABIDEAU G, TRAN D, CHIEN S, *et al.*. Mission operations of Earth Observing-1 with on-board autonomy[C]. *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Space Mission Challenges for Information Technology*, IEEE, 2006: 367-373.

[11] HERZ A F, MIGNOGNA A. Collection planning for the OrbView-3 high resolution imagery satellite [C]. *SpaceOps 2006 Conference*, AIAA, 2013: 5798.

[12] BEAUMET G, VERFAILLIE G, CHARMEAU M C. Feasibility of autonomous decision making on board an agile earth-observing satellite[J]. *Computational Intelligence*, 2015, 27(1): 123-139.

[13] KIM H, CHANG Y K. Mission scheduling optimization of SAR satellite constellation for minimizing system response time[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2015, 40: 17-32.

[14] PEMBERTON J C, GALIBER III F. A constraint-based approach to satellite scheduling[C]. *DIMACS Workshop on Constraint Programming and Large Scale Discrete Optimization*, American Mathematical Society, 2000: 101-114.

[15] JANG J, CHOI J, BAE H J, *et al.*. Image collection planning for KOrea Multi-Purpose SATellite-2 [J]. *European Journal of Operational Research*, 2013, 230(1): 190-199.

[16] WOLFE W J, SORENSEN S E. Three scheduling algorithms applied to the earth observing systems domain[J]. *Management Science*, 2000, 46(1): 148-166.

[17] SARKHEYLI A, BAGHERI A, GHORBANI-VAGHEI B, *et al.*. Using an effective tabu search in interactive resources scheduling problem for LEO satellites missions[J]. *Aerospace Sci-*

ence and Technology, 2013, 29(1): 287-295.

[18] 何磊，刘晓路，陈英武，等. 面向敏捷卫星任务规划的云层建模及处理方法[J]. 系统工程与电子技术，2016，38(4)：852-858.
HE L, LIU X L, CHEN Y W, *et al.*. Cloud modeling and processing method for agile observing satellite mission planning[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(4): 852-858. (in Chinese)

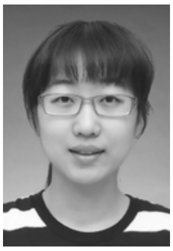
[19] 姚敏，赵敏. 基于模糊神经网络的小卫星任务自主调度设计[J]. 宇航学报，2007，28(2)：385-388，426.
YAO M, ZHAO M. Small satellite task autonomous scheduling design method based on fuzzy neural network [J]. *Journal of Astronautics*, 2007, 28(2): 385-388, 426. (in Chinese)

[20] 李丹，于洋. 基于轨道根数的低轨卫星轨道预测算法[J]. 光学 精密工程，2016，24(10)：2540-2548.
LI D, YU Y. Prediction algorithm of close-orbit satellite based on orbit elements[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(10): 2540-2548. (in Chinese)

[21] 张洪波. 航天器轨道力学理论与方法[M]. 北京：国防工业出版社，2015：50-51.
ZHANG H B. *Theories and Methods of Spacecraft Orbital Mechanics*[M]. Beijing: National Defend Industry Press, 2015: 50-51. (in Chinese)

[22] 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.

作者简介：



苗　悦（1991－），女，河北唐山人，博士研究生，2014 年、2016 年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士学位，主要研究方向为敏捷卫星在轨任务实时规划。E-mail：tsslzfx@126.com

通讯作者：

王　峰（1981－），男，浙江江山人，教授，博士生导师，2003 年、2005 年、2009 年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士、博士学位，主要研究方向为航天器在轨服务、编队飞行协同控制。为本文通讯作者。E-mail：wfhitsat@hit.edu.cn