

DOI:10.11918/202005013

采用混合遗传算法的敏捷卫星自主观测任务规划

高新洲¹, 郭延宁¹, 马广富¹, 张海博², 李文博²

(1. 哈尔滨工业大学 航天学院, 哈尔滨 150001; 2. 北京控制工程研究所, 北京 100190)

摘要: 为改进敏捷卫星观测大规模地面目标点时传统的遗传算法求解效率低下的问题, 提高智能优化算法的求解效率, 改进了传统的遗传算法, 提出了禁忌退火遗传混合算法。首先, 考虑到航天器在观测地面目标点的过程中所面临的时间约束、姿态轨道动力学约束等多种约束条件, 建立了相应的适应度函数。所提出的适应度函数能够兼顾高观测收益与低观测能耗, 反应了实际工程问题的观测需求。随后, 为改进传统遗传算法的变异过程, 提出了禁忌退火变异方法。这一变异方法在个体变异寻优的过程中, 引入了禁忌搜索方法与 Metropolis 法则, 提高了算法搜寻到全局最优解的概率, 加快了算法的收敛速度。研究表明, 与传统的遗传算法相比, 禁忌退火遗传混合算法节省了约 40% 的算法运行时间, 该算法的运行效率也高于退火遗传算法、禁忌遗传算法等其他种类改进的遗传算法, 从而验证了禁忌退火遗传混合算法求解敏捷观测卫星任务规划问题的高效性。

关键词: 禁忌退火遗传混合算法; 智能优化算法; 敏捷观测卫星; 大规模目标点观测问题; 自主任务规划

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2021)12-0001-09

Agile satellite autonomous observation mission planning using hybrid genetic algorithm

GAO Xinzhou¹, GUO Yanning¹, MA Guangfu¹, ZHANG Haibo², LI Wenbo²

(1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190, China)

Abstract: To improve the efficiency of the traditional genetic algorithm when the agile satellite observes large-scale ground target points and increase the solution efficiency of intelligent optimization algorithms, the traditional genetic algorithm was improved, and a tabu search-simulated annealing genetic hybrid algorithm was proposed. First, considering the time constraints and attitude orbit dynamics constraints of spacecraft in observing ground target points, the corresponding fitness function was established. The proposed fitness function could guarantee high observation gains and low observation energy consumption, and reflect the observation requirements of practical engineering problems. Subsequently, to improve the mutation process of the traditional genetic algorithm, a tabu search-simulated annealing mutation method was proposed. This mutation method introduced the tabu search method and Metropolis rule in the process of individual mutation optimization. As a result, the tabu search-simulated annealing mutation method could improve the probability of obtaining the optimal global solution, and accelerate the convergence speed of the algorithm. Compared with the traditional genetic algorithm, simulation results showed that the tabu search-simulated annealing genetic hybrid algorithm saved about 40% of the running time. The operating efficiency of the algorithm was also higher than that of other improved genetic algorithms such as simulated annealing genetic algorithm and tabu search genetic algorithm. The results verified the efficiency of the tabu search-simulated annealing genetic hybrid algorithm in solving the mission planning problem of agile observation satellite.

Keywords: tabu search-simulated annealing genetic hybrid algorithm; intelligent optimization algorithm; agile earth observation satellite; large-scale target point observation problem; autonomous mission planning

敏捷对地观测卫星 (agile earth observation satellite, AEOS) 拥有良好的姿态机动能力, 在民用

和军用领域都有着广阔的应用前景, 比如环境保护、国土普查、抗震减灾以及制空权、制天权、制海权等。在 AEOS 的运行过程中, 对 AEOS 提前根据目标点特性进行任务规划至关重要, 可有效发挥 AEOS 性能, 获取更多的观测收益^[1]。而在任务规划过程中, AEOS 需要对多个目标点进行规划, 同时也要考虑到卫星在观测过程中所面临的多种状态、控制等

收稿日期: 2020-05-06

基金项目: 国家自然科学基金(61973100, 61673135, 61673135)

作者简介: 高新洲(1997—), 男, 硕士研究生;

郭延宁(1985—), 男, 教授, 博士生导师;

马广富(1963—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 郭延宁, guoyyn@hit.edu.cn

复杂约束条件,因此,国内外越来越多的学者开始进行卫星任务规划方面的研究。

Michel 等^[2]提出了对点目标以及区域目标的分割和观测方法,综合分析了时间约束、姿态机动约束、存储容量和能量的约束,同时考虑到了天气的不确定性,并提出了相应的优化目标函数。他们分别对比了贪婪算法、动态规划算法、局部搜索算法这几种算法的求解效率。赵琳等^[3]对敏捷卫星的单星单轨任务规划问题进行了研究,引入了任务—姿态协同规划思想,并根据任务—姿态协同规划数学模型设计了自适应伪谱遗传算法(APGA),用以求解满足调整时间最优的任务规划问题。耿远卓等^[4]利用团划分算法对多个点目标进行了聚类,考虑了卫星的时间窗口约束以及最大加速度约束,在传统的蚁群算法的基础上引入了启发式寻优策略和新的信息素更新策略,加快了算法的收敛性。丁祎男等^[5]面向单星的任务规划问题,在综合分析遗传算法与禁忌搜索算法优缺点的基础上,提出了遗传禁忌混合算法,该算法能够解决算法的早熟问题,同时能够加快算法收敛速度。王海蛟等^[6]针对敏捷卫星的调度问题,采用了二进制与实数杂合的编码方式,将量子优化机制引入了遗传算法中,提出了改进的量子遗传算法,提高了搜索效率。Tangpattanakul 等^[7]针对单星的任务规划问题,提出了一种基于知识的多目标局部搜索方法(IBMOLS),该方法实质上是局部搜索算法与遗传算法的综合方法,能够比遗传算法更快地收敛。Chu 等^[8]研究了由低分辨率和高分辨率的卫星组成的双星任务规划问题,对双星协同任务规划问题进行建模,提出了分支限定的求解方法。Lee 等^[9]面向多星任务规划问题,主要考虑了卫星能源以及存储容量的约束,利用遗传算法进行求解,就不同的应用场景进行了仿真。Zheng 等^[10]将多星的星上任务规划问题建模为约束优化问题,同时在现有的用于卫星任务规划的遗传算法的基础上,提出了求解速度更快的混合动态变异遗传算法(HDMGA)。黄生俊等^[11]对知识定义、知识更新规则和任务冲突处理策略做了详细描述,并综合蚁群算法的反馈特性和模拟退火算法的局部搜索特性,设计了一种基于知识的改进模拟退火算法。何磊等^[12]考虑了光学成像敏捷卫星中的云层遮挡问题,采用了预判和二分法进行云层遮挡时间窗口的计算,并针对这一问题提出了相应的蚁群算法进行求解,提高了光学成像卫星的成像效率。Tipaldi 等^[13]结合了规划系统和动态重规划的能力深入分析了马尔科夫决策过程(MDP)模型的自主规划方法,验证了该方法在实际应用中的性能。郝会成

等^[14]将免疫遗传算法与蚁群算法等相结合,提出了基于混合遗传求解算法,同样提高了算法的求解速度。Xu 等^[15]考虑了卫星的资源约束条件,在此基础上提出了基于优先权的结构算法,用于最大化观测收益。董轩鸿^[16]研究了对观测目标的条带划分策略,设计了改进的遗传算法。

综合来看,目前已有许多文献应用遗传算法等智能优化算法来解决卫星的任务规划问题^[3,5,7,10]。虽然应用遗传算法可以求解出卫星的最优观测序列,但是传统的遗传算法在交叉、变异等寻优过程仍有许多值得改进的地方,因此有必要对遗传算法的变异过程做出改进,进而提升算法的求解效率。同时,如果规划问题的适应度函数过于简单^[17],往往不能真实地反映卫星的实际观测情况,因此有必要对适应度函数做出改进。

基于上述考虑,本文提出了禁忌退火遗传混合算法,并将其应用于求解 AEOS 的任务规划问题。首先提出了本文的适应度函数。此函数综合考虑了卫星在观测过程中的多种约束条件,能够较为真实地反映卫星的实际观测情况。其次介绍了禁忌退火遗传混合算法。此算法对遗传算法的变异过程做出了改进,将禁忌搜索算法与模拟退火算法的寻优过程的优势引入到了遗传算法的变异过程,提升了遗传算法的邻域搜索能力,节省了算法的运行时间,适用于 AEOS 的任务规划问题。

1 任务规划问题建模

1.1 任务规划问题描述

AEOS 在运行过程中,主要通过横滚轴和俯仰轴进行姿态机动。星上携带有摄像头,可以对地面实施观测任务。如图 1 所示,卫星沿滚动轴的最大姿态机动角度为 $\theta_{\max}/2$,沿俯仰轴的最大姿态机动角度为 $\xi_{\max}/2$ 。当卫星经过目标点上空时,需要提前对目标点的观测序列做出规划,得到满足观测约束下的最优/次优观测序列。

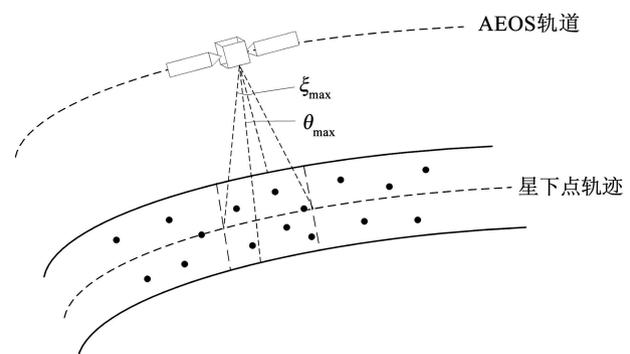


图 1 AEOS 观测示意

Fig. 1 AEOS observation diagram

卫星观测目标点时, 会获得相应的收益, 在对单目标的持续观测和目标间的姿态机动过程中, 卫星需要消耗一定能量。因此, 构建的目标优化函数必须综合考虑观测收益及观测代价 (即能量消耗), 在满足各种约束条件下, 通过优化算法获得卫星对目标点的观测序列。

1.2 适应度函数的建立

定义如下变量: \mathbf{M} 为目标点集合, $\mathbf{M} = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$, 其中 m_i 为第 i 个目标点, n 为目标点总数; t_{tusi} 为卫星对 m_i 可见的时间窗口的开始时间; t_{twei} 为卫星对 m_i 可见的时间窗口的结束时间; t_{si} 为卫星对 m_i 的实际开始观测时间; t_{ei} 为卫星对 m_i 的实际结束观测时间; d_i 为卫星对 m_i 的实际观测的持续时间, 即 $d_i = t_{ei} - t_{si}$; t_{rij} 为卫星从观测 m_i 到观测 m_j 转过的姿态机动角度; p_i 为 m_i 的任务优先级, p_i 取值越大, 意味着 m_i 的优先级越高; w_i 为卫星观测 m_i 获得的收益, 即 $w_i = d_i \cdot p_i$; $\text{pos}_i = (\text{lgt}_i, \text{lat}_i)$ 为 m_i 的经、纬度坐标, 其中 lgt_i 为 m_i 的经度; lat_i 为 m_i 的纬度, 决策变量 s_i 和 F_{ij} 的定义如下:

$$s_i = \begin{cases} 1, & m_i \text{ 被观测} \\ 0, & m_i \text{ 不被观测} \end{cases} \quad (1)$$

$$F_{ij} = \begin{cases} 1, & m_j \text{ 紧接着 } m_i \text{ 被观测} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (2)$$

基于上述定义的变量, 考虑如下适应度函数:

$$f = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^i [s_i \cdot w_i - \eta(f_1 + s_i \cdot d_i)] \quad (3)$$

上式表示的函数由观测收益与卫星姿态机动的能量消耗两部分组成。式中: $s_i \cdot w_i$ 为卫星观测某一目标点所带来的收益, 收益与目标点优先级成正比; $f_1 + s_i \cdot d_i$ 为卫星观测过程中消耗的能量, 其中 $s_i \cdot d_i$ 为持续观测某一目标点的能耗, f_1 为卫星姿态机动的能耗, 与卫星姿态机动过程中匀加速与匀减速的时间 Δt 有关; η 为卫星的能耗系数, 是一个常数。 Δt 的计算方法如下。

本文假设卫星在目标点之间姿态机动时, 每个轴均以最大力矩 T_{\max} 进行机动, 根据卫星需要转过的角度大小分为两种情况考虑, 如图 2 的两种情况所示。图 2(a) 对应大角度机动情况, 图 2(b) 对应小角度的情况。

综上所述, 考虑 f_1 为

$$f_1 = F_{ij} \cdot \Delta t \cdot T_{\max}^2 \quad (4)$$

式中, Δt 为卫星进行匀加速与匀减速过程的总时间。综合式(3)、(4)可得

$$f = \max \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^i [s_i \cdot w_i - \eta(F_{ij} \cdot \Delta t \cdot T_{\max}^2 + s_i \cdot d_i)] \quad (5)$$

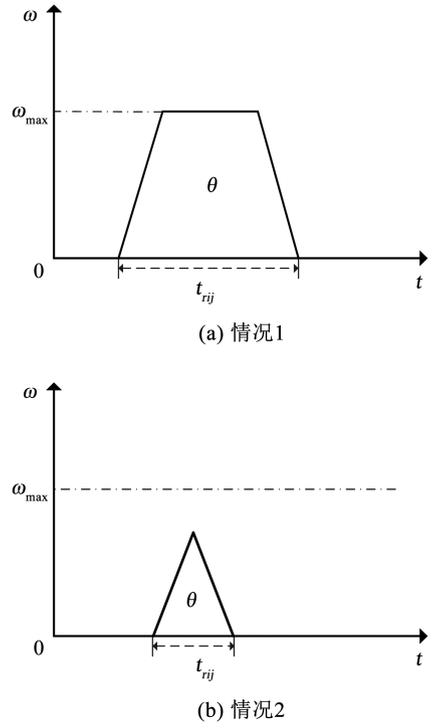


图 2 求解卫星姿态机动角度示意

Fig. 2 Satellite attitude maneuver angle diagram

从式(5)可以看出, f 取得最大值是本文的优化目标, 即在考虑到卫星的能量消耗的情况下尽可能多地获得观测收益。

1.3 AEOS 任务规划的约束条件

下面给出 AEOS 任务规划的约束条件。

如果目标点 m_i 被观测, 那么观测的持续时间区间必须被包含在卫星对 m_i 可见的时间窗口内, 即

$$t_{tusi} \leq t_{si}, t_{twei} \geq t_{ei}, \text{若 } s_i = 1 \quad (6)$$

卫星结束观测 m_i 以后, 必须在 m_j 的时间窗口结束之前完成姿态机动才可以观测 m_j , 即

$$t_{si} + t_{rij} + d_i \leq t_{twei}, \text{若 } F_{ij} = 1 \quad (7)$$

考虑如下卫星轨道动力学约束:

$$\ddot{\mathbf{r}}_s + \frac{\mu}{r_s^2} = 0 \quad (8)$$

以及如下卫星姿态角约束、姿态角速度约束、姿态角加速度约束:

$$|\theta| \leq \theta_{\max}, |\xi| \leq \xi_{\max} \quad (9)$$

$$\omega_{\theta} \leq \omega_{\theta\max}, \omega_{\xi} \leq \omega_{\xi\max} \quad (10)$$

$$\alpha_{\theta} \leq \alpha_{\theta\max}, \alpha_{\xi} \leq \alpha_{\xi\max} \quad (11)$$

此外, 还需要考虑如下卫星姿态转移时间约束:

$$t_{rij} = f(r_s, \text{pos}_i, \text{pos}_j, T_{\max}) \quad (12)$$

式中, 时间 t_{rij} 与两个目标点的经纬度以及 AEOS 的最大机动力矩 T_{\max} 相关, 计算方法如图 2 所示。其中 AEOS 需要机动的角度 θ 的求解采用了文献[17]的方法, 如图 3 所示。

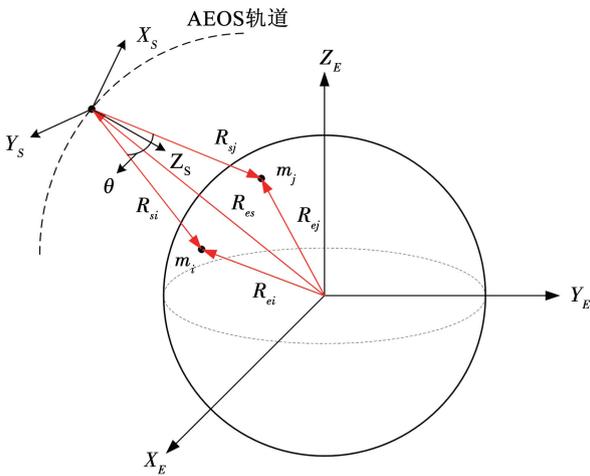


图 3 AEOS 姿态机动角度的求解

Fig. 3 Calculation of AEOS attitude maneuver angle

在图 3 中, R_{ei} 和 R_{ej} 分别为 m_i 和 m_j 在地心惯性坐标系 (ECI) 中的坐标, 具体公式为

$$R_{ei} = \begin{bmatrix} \cos \omega t & -\sin \omega t & 0 \\ \sin \omega t & \cos \omega t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_e \cos \text{lat}_i \cos \text{lgt}_i \\ R_e \cos \text{lat}_i \sin \text{lgt}_i \\ R_e \sin \text{lat}_i \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: ω 为地球自转角速度, R_e 为地球半径。

图 3 中 R_{es} 为卫星在 ECI 中的坐标, 可通过下式求得:

$$R_{es} = R_s \begin{bmatrix} \cos \Omega \cos(\psi + \alpha) - \sin \Omega \sin(\psi + \alpha) \cos i \\ \sin \Omega \cos(\psi + \alpha) + \cos \Omega \sin(\psi + \alpha) \cos i \\ \sin(\psi + \alpha) \sin i \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: R_s 为卫星的轨道半径, Ω 为升交点赤经, ψ 为近地点幅角, α 为卫星转过的角度, 可由下式确定:

$$\alpha = E + \omega_s t \quad (15)$$

式中: E 为卫星开始观测时刻的真近点角, ω_s 为卫星的角速度, t 为当前的时刻。

由图 3 中可得下式

$$\begin{cases} R_{si} = R_{ei} - R_{es} \\ R_{sj} = R_{ej} - R_{es} \end{cases} \quad (16)$$

因此, 卫星从观测 m_i 姿态机动到 m_j 所需转动的角度 θ 可通过下式求得:

$$\theta = \arccos \langle R_{si}, R_{sj} \rangle \quad (17)$$

综合式 (17) 与图 2, 即可最终求得卫星的姿态机动时间 t_{rij} 。

2 禁忌退火遗传混合算法

对于大规模的卫星任务规划问题, 传统的遗传算法很难在较短的运算时间内给出最优的观测序列。因此, 有必要对遗传算法的寻优过程做出改进。

相对于传统的遗传算法变异方法, 本文提出的禁忌退火变异方法能够有效提高算法的求解搜索效率, 节省算法的运行时间。

2.1 初始种群生成

本文采用整数编码来解决卫星的任务规划问题。整数编码与二进制编码等其他编码方式相比, 能够更直观地表示卫星的观测序列, 也便于算法搜寻邻域解。

采用整数编码方式的每个染色体 (也称作解、个体) 分别代表一种可行的观测序列。染色体上的每个基因所对应的数字即为目标点, 如图 4 所示。

5	1	4	3	2	6
---	---	---	---	---	---

图 4 整数编码的染色体

Fig. 4 Integer-coded chromosome

图 4 代表一条长度为 6 的染色体, 表示卫星需要观测 6 个目标点, 且最先 5 号目标点, 最后观测 6 号目标点。

设地面上目标点总数为 n , AEOS 需要从 n 个目标点中选取 N 个目标点进行观测, 种群规模为 M 。种群初始化的方法为, 随机生成 M 个观测序列, 其中每个观测序列都是 N 个不大于 n 且互不重复的正整数, 即同一个目标点不会重复被观测。在此后算法的每一次迭代过程中, 都会首先计算种群中每一条染色体所对应的适应度函数值。

2.2 适应度函数计算

适应度函数值的大小是衡量种群中每个个体优劣程度的重要指标。对于每一个给定的观测序列, 为了计算此序列所对应的适应值, 需要首先确定卫星能否依次观测此序列所有的目标点。过程如下:

Step1 比较当前的时间 t 与 m_i 的时间窗口结束时间 t_{twei} 。如果 $t > t_{twei}$, 则 m_i 无法被观测, 令 $s_i = 0, i = i + 1$, 继续执行 step1。如果 $t < t_{twei}$, 则执行 step2。

Step2 比较 t 与 t_{tusi} 。如果 $t > t_{tusi}$, 则执行 step3。如果 $t < t_{tusi}$, 则执行 step4。

Step3 计算 t_{rij} 。如果 $t + t_{rij} > t_{twei}$, 则 m_i 无法被观测, 令 $s_i = 0, i = i + 1$, 执行 step1。如果 $t + t_{rij} < t_{twei}$ 则 m_i 可以被观测, 令 $s_i = 1, t = t + t_{rij} + d_i, i = i + 1$ 执行 step1。

Step4 计算 t_{rij} 。如果 $t + t_{rij} < t_{twei}$, 则 m_i 可以被观测, $s_i = 1$, 执行 step5。如果 $t + t_{rij} > t_{twei}$, 则 m_i 无法被观测, 令 $s_i = 0, i = i + 1$, 执行 step1。

Step5 如果 $t + t_{rij} < t_{tusi}$, 令 $t = t_{tusi} + d_i, i = i + 1$, 执行 step1。如果 $t + t_{rij} > t_{tusi}$, 令 $t = t + t_{rij} + d_i, i = i + 1$, 执行 step1。

从 $i=1$ 起, 重复执行上述过程, 直至 $i=N$, 即可得到每个观测序列所对应的 s_i 以及 F_{ij} 。将 s_i 、 F_{ij} 以及关于每个目标点的 w_i 等变量带入式 (5) 即可求得每个观测序列所对应的适应值的大小, 每个个体的优劣程度也就可以依次确定。

2.3 选择、交叉操作

本文采用精英保留策略以及轮盘赌法对种群进行选择、交叉操作。精英保留策略将第 g 代种群中的若干优秀个体当做父本直接传递到第 $g+1$ 代种群。随后根据轮盘赌法从父本中选择父本进行交叉运算, 生成若干子代, 使得第 $g+1$ 代的种群规模为 M 。

轮盘赌法的计算过程如下所示:

$$Q_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \quad (18)$$

$$P_i = \sum_{j=1}^i Q_j \quad (19)$$

式中: F_i 为第 i 个父本对应的适应值, Q_i 为第 i 个父本被选择的概率, P_i 为从第 1 个父本直至第 i 父本的累加概率。其中, 各父本按照适应度从大到小的顺序排列。

第 i 个父本被选中参与交叉过程的方法如下: 产生一个介于 0 和 1 之间的随机数 r , 如果该随机数满足 $P_{i-1} < r < P_i$, 则意味着第 i 个父本被选中, 参与到交叉过程。轮盘赌法的操作过程也意味着越优秀的父本被选中进行交叉的几率越高。当两个父本被选中后, 随机产生一个交叉点, 这两个父本互相交换交叉点两边的染色体。交叉过程如图 5 所示。

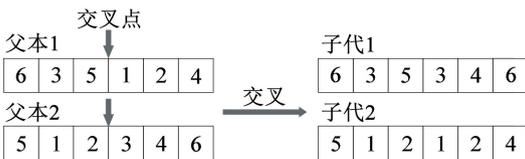


图 5 交叉操作

Fig. 5 Crossover operation

经过交叉操作得到的子代往往都含有相同的基因。比如图 5 中, 子代 1 的 6 和 3 都是重复出现的元素。因此, 需要进行去重复操作, 使每个子代的各个基因之间都两两互不重复。去重复操作是将每个子代中重复的基因随机用没有出现在该子代染色体中的基因替代, 如图 6 所示。



图 6 去重复操作

Fig. 6 Deduplication operation

2.4 禁忌退火变异

本文给出了禁忌退火变异 (tabu search-simulated annealing mutation, TSSAM)。首先给出了禁忌搜索算法和模拟退火算法的相关定义; 其次介绍了 TSSAM 的具体过程; 最后分析了 TSSAM 对于传统的变异方法的改进之处。

2.4.1 禁忌搜索算法

禁忌搜索算法 (tabu search algorithm, TS) 寻优策略为, 从初始解的邻域解集中选取最优解或者是未被禁忌的最优解作为新的初始搜索解, 直至算法收敛。禁忌搜索算法通过不断更新禁忌表来避免在一个邻域内重复搜索, 进而提高算法的全局搜索能力, 加快算法收敛速度。禁忌搜索算法的一些定义如下。

1) 初始解。参与禁忌搜索的最开始的解, 在本文中即为参与变异的个体 x_0 。

2) 邻域解集。初始解 x_0 的邻域解构成的集合。对于采用整数编码方式的染色体来讲, 邻域解采用 2-opt 形式, 即通过互换两个基因位上的元素来产生邻域解, 如图 7 所示。邻域解集的规模与染色体的长度有关。



图 7 产生邻域解

Fig. 7 Generation of neighborhood solution

3) 候选解。 x_0 产生的邻域解集中的最优解或者是未被禁忌的最优解, 用于同 x_0 比较, 决定是否要用候选解替换 x_0 。

4) 禁忌表。用于记录被禁忌的前若干次的操作。对于采用整数编码的染色体来讲, 禁忌表是一个 $N \times N$ 的矩阵。其中 N 为染色体长度。禁忌表中第 i 行第 j 列的数字 a_{ij} 表示交换 i, j 两个位置上元素的操作当前被禁忌的次数。如果禁忌表中该位置上元素为 0, 则表示此操作当前未被禁忌。在算法最开始的时候, 禁忌表初始化为零矩阵。

5) 禁忌长度。被禁忌的操作不允许被选取的最大次数。禁忌长度与染色体长度有关。禁忌长度记为 L_{tabu} 。

2.4.2 模拟退火算法

模拟退火算法 (simulated annealing algorithm, SA) 的寻优过程为, 假定一个着火物体, 其温度随迭代过程指数下降。每次迭代时, 在当前解的邻域内随机搜寻可行解, 利用 Metropolis 法则判断是否接受邻域内可行解, 循环此过程直至算法收敛。

1)退火温度。SA 中物体的温度,记为 T 。物体的退火温度 T 从初始温度 T_0 开始,随迭代过程指数下降。

2)退温率。物体的退火温度的衰减速度 K 。物体温度的退温策略为 $T(n+1) = K \cdot T(n)$,其中 n 为迭代次数。 K 满足 $0 < K < 1$ 。

3)Metropolis 法则。如果在当前解 s_0 的邻域内搜寻到的可行解 s_1 优于当前解,则以概率 1 接受 s_1 作为新的当前解。如果 s_1 劣于 s_0 ,则以一定概率 p 接受 s_1 作为新的当前解。此概率 p 与当前的温度 T 以及 s_1, s_0 适应值的差有关,计算公式如下:

$$p = \exp(\Delta E/T) \quad (20)$$

式中: ΔE 为 s_1 与 s_0 适应度函数的差值,且 $\Delta E < 0$; T 为当前系统的温度。

2.4.3 禁忌退火变异算法(TSSAM)

决定种群中某一个体是否参与变异的方法如下:生成随机数 r ,如果变异率大于 r ,那么对当前个体执行 TSSAM 操作。TSSAM 步骤如下:

Step1 对于每一个参与变异的个体 x_0 ,首先产生此个体的邻域解集。 x_0 也称作禁忌搜索的初始解。随后将 x_0 产生的邻域解按照从优到劣的顺序进行排列,记最优邻域解为 x_1 。先将 x_1 作为候选解。

Step2 将候选解 x_1 与初始解 x_0 进行比较。如果 x_1 的适应度函数值大于 x_0 ,执行 step3。如果 x_1 的适应值小于 x_0 ,执行 step4。

Step3 将 x_1 作为 x_0 变异后的个体传回到种群中,同时更新禁忌表。记由 x_0 得到 x_1 的方法为互换第 i_1, j_1 个基因位上的元素。更新禁忌表的方法为:对禁忌表中所有非零元素执行如下操作:

$$\begin{cases} a_{i,j} = a_{i,j} - 1, & \text{if } i \neq i_1, j \neq j_1 \\ a_{i,j} = L_{\text{tabu}}, & \text{if } i = i_1, j = j_1 \end{cases} \quad (21)$$

随后考虑下一个参加变异的个体,执行 Step1。

Step4 搜索 x_0 的邻域解集中未被禁忌的最优解,将此最优解记为新的候选解 x_2 。将 x_0 与 x_2 的目标优化函数值的差记为 $\Delta E, \Delta E < 0$ 。产生一个随机数 r ,如果满足 $\exp(\Delta E/T) > r$,则接受 x_2 作为变异后的个体传回到种群中,同时更新禁忌表,随后考虑下一个参加变异的个体,执行 step1。记由 x_0 得到 x_2 的方法为互换 i_2, j_2 基因位上的元素。更新禁忌表的方法为对禁忌表中所有非零元素执行如下操作:

$$\begin{cases} a_{i,j} = a_{i,j} - 1, & \text{if } i \neq i_2, j \neq j_2 \\ a_{i,j} = L_{\text{tabu}}, & \text{if } i = i_2, j = j_2 \end{cases} \quad (22)$$

生成随机数 r ,如果满足 $\exp(\Delta E/T) < r$,则把初始解 x_0 传回种群中,即 x_0 不发生变异。同时更新禁忌表。随后考虑下一个参加变异的个体,执行 step1。

重复执行上述过程,直至种群完成变异。

当种群中的所有参与变异的个体变异完成以后,更新退火温度,即令 $T(n+1) = K \cdot T(n)$,开始种群下一代的迭代进化过程。

传统遗传算法的变异过程本质是从参与变异的个体的邻域解集内随机选择一个解作为变异后的个体,而这一变异过程往往具有随机性。与传统的变异过程相比,TSSAM 引入禁忌搜索算法中的邻域解集,在邻域解集中寻找可行解。如果变异个体的邻域解集中的最优解优于此个体,那么接受最优解为变异后的个体;反之,则通过 Metropolis 法则以一定概率接受未被禁忌的最优解作为变异后的个体。

综上分析,TSSAM 兼具禁忌搜索算法与模拟退火算法的优点,既能够扩大解的搜索范围,又能够利用 Metropolis 法则提升算法的寻优能力,极大改善了遗传算法的变异过程,加快了算法的收敛过程。

本文设计的 TSSAM 算法的流程图如图 8 所示。

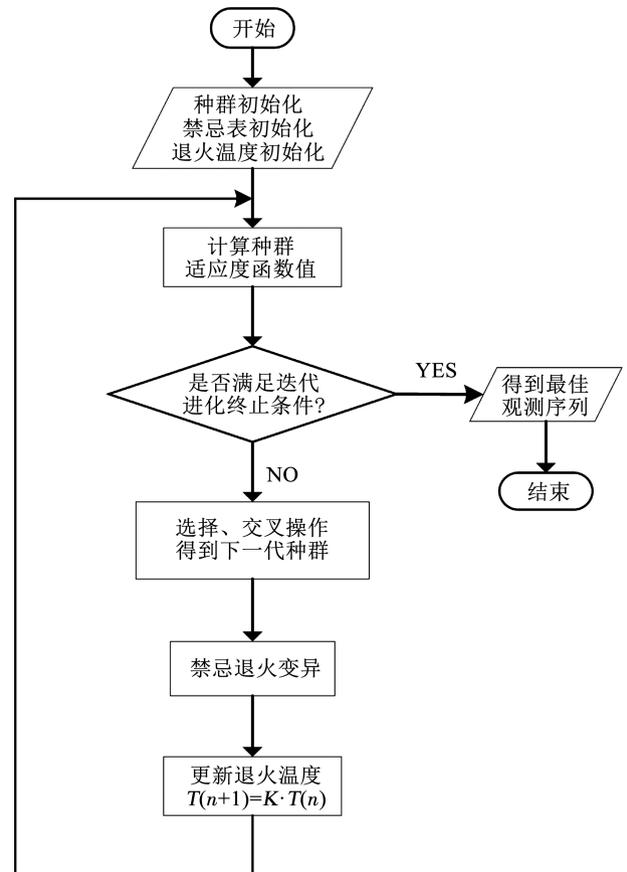


图 8 TSSAGA 流程图

Fig. 8 Flow chart of TSSAGA

3 典型 AEOS 任务规划问题验证

本文通过仿真验证了禁忌退火遗传混合算法提出的禁忌退火遗传混合算法在 AEOS 任务规划问题中的有效性。

3.1 仿真参数设置

考虑 AEOS 如下参数, 见表 1。

通过 STK 建立上述卫星的场景, 在场景中随机生成若干个卫星可见的目标点, 并为这些目标点随机指定 1 ~ 10 的任务优先级。这些目标点的范围为

20°N ~ 50°N, 110°E ~ 130°E。仿真时间从 2020 年 3 月 24 日 04:00:00 开始, 到 2020 年 3 月 25 日 04:00:00 结束。通过 STK 可以解算出卫星对目标点可见的时间窗口。

表 1 卫星参数

Tab. 1 Satellite parameters

卫星参数	半长轴/ km	偏心率	轨道倾角/ (°)	近地点角/ (°)	真近点角/ (°)	升交点 赤经/(°)	最大姿态 机动力矩/ (N · m ⁻¹)	转动惯量/ (kg · m ⁻²)	最大角 速度/ (° · s ⁻¹)	最大滚动、 俯仰角/(°)	单个目标点 观测时长/s	能量消耗 常数 η
参数取值	7 200	0	90	0	0	0	1	100	5	±30	5	0.5

为了充分验证算法的有效性, 将禁忌退火遗传混合算法(TSSAGA)分别与禁忌遗传算法(TSGA)、退火遗传算法(SAGA)以及普通的遗传算法(GA)进行对比仿真实验。

遗传算法的求解性能与种群规模 M 、父本数量以及变异率有关。工程上通常取 $M = 10N$, 父本数量为 $0.3M$, 变异率为 0.09 。禁忌搜索算法的寻优性能取决于禁忌长度以及邻域解集的规模, 工程上通常取禁忌长度为 $\sqrt{N(N-1)/2}$, 邻域解集的规模取为 $N/3$ 。模拟退火算法的寻优性能取决于算法的初始温度与退火速率。初始温度与待规划的目标点数量有关, 本文取退火速率为 $K = 0.9$ 。

综上所述, 目前可确定的各算法参数见表 2。

表 2 确定的参数

Tab. 2 Determined parameters

算法	父本数量	变异率	禁忌长度	邻域规模	退火速率
TSSAGA			$\sqrt{N(N-1)/2}$	$N/3$	0.9
TSGA	$0.3M$	0.09			
SAGA					0.9
GA					

3.2 仿真结果分析

本文设置了 2 组不同规模的对比仿真实验来验证 TSSAGA 在 AEOS 任务规划中的性能。第 1 组实验为从 50 个目标点中选 20 个目标点进行观测, 即染色体长度 $N = 20$ 。上文中未给出的各个算法其他参数见表 3。

表 3 未确定的参数(目标点个数: 50)

Tab. 3 Undetermined parameters (number of target points: 50)

算法	种群规模	初始温度	算法	种群规模	初始温度
TSSAGA	80	1 000	SAGA	80	1 000
TSGA	80		GA	200	

第 2 组实验为从 100 个目标点中选 50 个进行观测, 染色体长度 $N = 50$ 。各算法其他参数见表 4。

表 4 未确定的参数(目标点个数: 100)

Tab. 4 Undetermined parameters (number of target points: 100)

算法	种群规模	初始温度	算法	种群规模	初始温度
TSSAGA	200	10 000	SAGA	200	10 000
TSGA	200		GA	500	

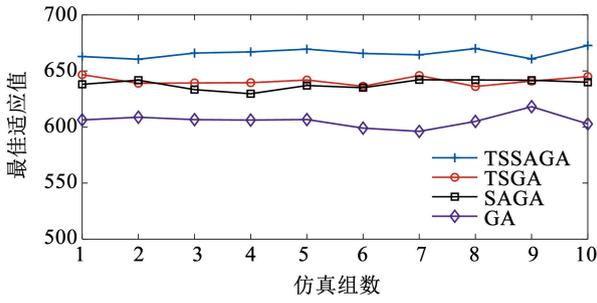
为了尽可能详尽全面地比较算法的求解能力, 每组对比实验中, 每种算法进行 50 次蒙特卡洛仿真实验, 随后比较算法的平均适应度函数值以及算法达到收敛的总耗时。算法收敛的判断标准为, 连续 15 次迭代的最优解相同。对 50 个目标点进行规划的对比试验结果见表 5。

表 5 任务规划结果对比(目标点个数: 50)

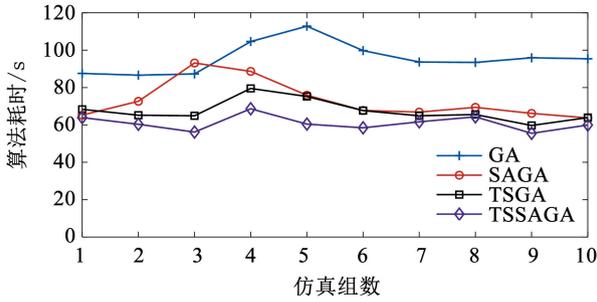
Tab. 5 Comparison of mission planning results (number of target points: 50)

优化算法	适应值	算法耗时/s	观测能耗
TSSAGA	672.5	60.94	94.7
TSGA	645.0	66.99	93.5
SAGA	639.9	72.06	94.4
GA	602.8	95.72	93.2

为了进一步验证算法的有效性, 将每种算法分别运算 10 组, 每组进行 50 次蒙特卡洛仿真实验并取平均值, 对比试验结果如图 9 所示。最优的观测序列见表 6。对 100 个点进行规划的对比试验结果见表 7。同样地, 将每种算法分别运算 10 组, 每组进行 50 次蒙特卡洛仿真实验并取平均值, 对比试验结果如图 10 所示。最优的观测序列见表 8。



(a) 算法适应值对比



(b) 算法耗时对比

图9 算法对比结果(目标点个数:50)

Fig.9 Algorithm comparison results (number of target points: 50)

表6 任务规划结果(目标点个数:50)

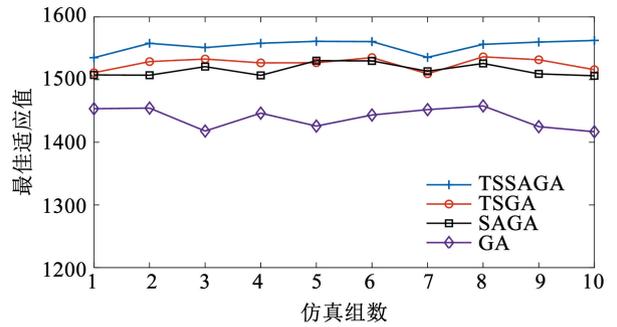
Tab.6 Mission planning results (number of target points: 50)

观测开始 时间/s	观测结束 时间/s	观测开始 时间/s	观测结束 时间/s
506.189	511.189	751.943	756.943
542.853	547.853	841.629	846.629
559.105	564.105	850.632	855.632
602.223	607.223	905.830	910.830
643.719	648.719	914.751	919.751
653.993	658.993	941.919	946.919
668.262	673.262	948.806	953.806
726.077	731.077	991.353	996.353
733.443	738.443	998.561	1 003.561
742.562	747.562	1 006.749	1 011.749

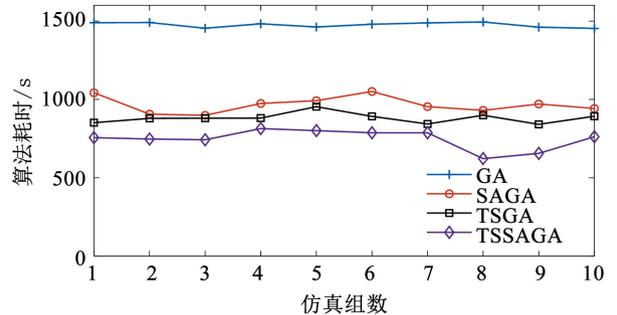
表7 任务规划结果对比(目标点个数:100)

Tab.7 Comparison of mission planning results (number of target points: 100)

优化算法	适应值	算法耗时/s	观测能耗
TSSAGA	1 537.0	747.45	181.9
TSGA	1 535.3	881.32	182.3
SAGA	1 523.3	966.05	181.2
GA	1 439.4	1 243.35	175.0



(a) 算法适应值对比



(b) 算法耗时对比

图10 算法对比结果(目标点个数:100)

Fig.10 Algorithm comparison results (number of target points: 100)

表8 任务规划结果(目标点个数:100)

Tab.8 Mission planning results (number of target points: 100)

观测开始 时间/s	观测结束 时间/s	观测开始 时间/s	观测结束 时间/s
506.189	511.189	802.937	807.937
514.458	519.458	810.533	815.533
522.809	527.809	818.534	823.534
530.727	535.727	826.300	831.300
590.269	595.269	834.638	839.638
600.663	605.663	843.137	848.137
613.116	618.116	850.943	855.943
653.631	658.631	858.235	863.235
661.840	666.840	865.851	865.851
669.574	674.574	873.082	878.082
677.642	682.642	881.343	886.343
684.785	689.785	888.237	893.237
692.317	697.317	895.049	900.049
699.778	704.778	903.336	908.336
708.443	713.443	910.092	915.092
724.736	729.736	917.871	922.871
734.624	739.624	924.361	929.361
741.738	746.738	932.043	937.043
748.905	753.905	939.882	944.882
756.213	761.213	946.981	951.981
764.320	769.320	954.113	959.113
771.982	776.982	959.887	964.887
778.975	783.975	966.627	971.627
786.772	791.772	975.814	980.814
794.163	799.163	984.632	989.632

综合表 5 与表 7 可知,求解相同规模的任务规划问题,TSSAGA 收敛最快,且收益高于其他算法。相比于 GA,TSAG 和 SAGA 节省了 20% ~ 30% 的运算时间,TSSAGA 节省了约 40% 的运算时间。相比于传统遗传算法的变异过程,TSSAGA 在变异过程中引入了禁忌搜索的方法以及 Metropolis 法则,极大地提升了算法的搜索效率以及寻优能力,节省了算法的收敛时间,有较高的工程应用价值。

4 结 论

1) 面向敏捷对地观测卫星观测大规模地面点目标这一实际工程问题,考虑了卫星面临的多种约束条件,建立了对应的适应度函数。

2) 改进了传统遗传算法的变异过程,提出了禁忌退火变异方法,此方法兼具了禁忌搜索算法与模拟退火算法的优点,提高了整个算法的寻优能力,加快了算法的收敛速度。

3) 仿真结果表明,禁忌退火遗传混合算法与传统的遗传算法相比,节省了约 40% 的算法优化时间,大幅提高了智能优化算法求解敏捷对地观测卫星任务规划问题的求解效率。

参考文献

- [1] 姜维, 郝会成, 李一军. 对地观测卫星任务规划问题研究述评[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(9): 1878
JIANG Wei, HAO Huicheng, LI Yijun. Review of task scheduling research for the Earth observing satellites[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(9): 1878. DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.09.13
- [2] MICHEL L, GÉRARD V, FRANK J, et al. Selecting and scheduling observations of agile satellites[J]. Aerospace Science and Technology, 2002, 6(5): 367. DOI:10.1016/S1270-9638(02)01173-2
- [3] 赵琳, 王硕, 郝勇, 等. 基于地面任务—空间姿态映射的敏捷卫星任务规划[J]. 航空学报, 2018, 39(10): 169
ZHAO Lin, WANG Shuo, HAO Yong, et al. Mission planning for agile satellite based on the mapping relationship between ground missions and spatial attitudes[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(10): 169. DOI:10.7527/S1000-6893.2018.22066
- [4] 耿远卓, 郭延宁, 李传江, 等. 敏捷凝视卫星密集点目标聚类与最优观测规划[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 613
GENG Yuanzhuo, GUO Yaning, LI Chuanjiang, et al. Optimal mission planning with task clustering for intensive point targets observation of staring mode agile satellite[J]. Control and Decision, 2020, 35(3): 613. DOI:10.13195/j.kzyjz.2018.0800
- [5] 丁祎男, 田科丰, 王淑一. 基于遗传禁忌混合算法的敏捷卫星任务规划[J]. 空间控制技术与应用, 2019, 45(6): 27
DING Yinan, TIAN Kefeng, WANG Shuyi. Mission scheduling for agile Earth observation satellites based on genetic-tabu hybrid algorithm[J]. Aerospace Control and Application, 2019, 45(6): 27. DOI:10.3969/j.issn.1674-1579.2019.06.004
- [6] 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
WANG Haijiao, HE Huan, YANG Zhen. Scheduling of agile satellites based on an improved quantum genetic algorithm[J]. Journal of Astronautics, 2018, 39(11): 1266. DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2018.11.009
- [7] TANGPATTANAKUL P, JOZEFOWIEZ N, LOPEZ P. A multi-objective local search heuristic for scheduling earth observations taken by an agile satellite[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 245(2): 542. DOI:10.1016/j.ejor.2015.03.011
- [8] CHU Xiaogeng, CHEN Yuning, TAN Yuejin. An anytime branch and bound algorithm for agile Earth observation satellite onboard scheduling[J]. Advances in Space Research, 2017, 60(9): 2077. DOI:10.1016/j.asr.2017.07.026
- [9] LEE J H, KIM H D, CHUNG H, et al. Genetic algorithm-based scheduling for ground support of multiple satellites and antennae considering operation modes [J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2016, 17(1): 89. DOI:10.5139/ijass.2016.17.1.89
- [10] ZHENG Zixuan, GUO Jian, GILL E. Swarm satellite mission scheduling & planning using Hybrid Dynamic Mutation Genetic Algorithm[J]. Acta Astronautica, 2017, 137: 243. DOI:10.1016/j.actaastro.2017.04.027
- [11] 黄生俊, 邢立宁, 郭波. 基于改进模拟退火的多星任务规划方法[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(31): 8293
HUANG Shengjun, XING Lining, GUO Bo. Multi-satellites mission scheduling technique based on improved simulated annealing[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(31): 8293. DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2012.31.031
- [12] 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
HE Lei, LIU Xiaolu, CHEN Yingwu, et al. Cloud modeling and processing method for agile observing satellite mission planning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(4): 852. DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2016.04.19
- [13] TIPALDI M, GLIELMO L. A survey on model-based mission planning and execution for autonomous spacecraft [J]. IEEE Systems Journal, 2017, 12(4): 3893. DOI:10.1109/jsyst.2017.2720682
- [14] 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
HAO Huicheng, JIANG Wei, LI Yijun. Mission planning for agile Earth observation satellites based on hybrid genetic algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2013, 13(17): 4972. DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2013.17.041
- [15] XU Rui, CHEN Huaping, LIANG Xinle, et al. Priority-based constructive algorithms for scheduling agile earth observation satellites with total priority maximization[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 51: 195. DOI:10.1016/j.eswa.2015.12.039
- [16] 董轩鸿. 敏捷光学成像卫星多类型任务组合规划方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017
DONG Xuanhong. Research on multi-type task combination scheduling method of optical imaging agile satellite[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017
- [17] HAN Peng, HE Zhiwen, GENG Yuanzhuo, et al. Mission planning for agile earth observing satellite based on genetic algorithm[C]// Proceedings of the 38th Chinese Control Conference (CCC). Guangzhou: Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation, 2019: 2118. DOI: 10.23919/ChiCC.2019.8865283