

文章编号 1004-924X(2013)12-3308-09

用于通信保障航天器的遗传蚁群融合路径规划

孙兆伟¹, 刘雪奎^{1,*}, 吴限德², 邓 泓¹

- (1. 哈尔滨工业大学 卫星技术研究所, 黑龙江 哈尔滨 150080;
2. 哈尔滨工程大学 航天与建筑工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:为实现通信保障航天器的大范围轨道机动,提出了融合遗传和蚁群算法的通信保障航天器机动路径规划方法。首先,建立了空间飞行器的轨道运动模型,在此基础上研究了遗传算法和蚁群算法的融合策略,利用遗传算法在初期的快速收敛性以及蚁群算法在后期的高效性,分别设计了融合算法中的遗传算法和蚁群算法,并给出融合算法的运行过程。最后,对本文提出的路径规划进行了仿真实验。结果表明:融合算法完成 100 次迭代后,目标函数即可达到稳定区间;安全路径平均长度为 4.0553×10^4 m。结果验证了基于遗传-蚁群融合算法的机动轨道规划具有更快的收敛速度,能够在更短的时间内规划出到达故障航天器的飞行路径,显著提高了规划效率。

关键词:路径规划;遗传算法;蚁群算法;轨道机动;通信保障航天器

中图分类号: V412.41; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132112.3308

Path planning based on ant colony and genetic fusion algorithm for communication supporting spacecraft

SUN Zhao-wei¹, LIU Xue-kui^{1,*}, WU Xian-de², DENG Hong¹

- (1. Research Center of Satellite Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
 2. College of Aerospace and Civil Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)
- * Corresponding author, E-mail: liuxk@yahoo.com

Abstract: To implement the orbit maneuvering of a communication supporting spacecraft in a large area, the path planning of the communication supporting spacecraft was proposed based on the fusion of ant colony and genetic algorithms. Firstly, the orbit dynamic model of spacecraft was established, and the fusion scheme of the genetic and ant colony algorithms was studied. On the basis of the fast convergence of genetic algorithm and the higher efficiency of colony algorithm, the genetic and ant colony algorithms were redesigned respectively under a fusion framework, and the operation process was presented. Finally, the path planning was simulated. The simulation results show that the fusion algorithm can reach the stabilization after 100 iterations, and the average safety path length is 4.0553×10^4 m. These results prove that the convergence speed of maneuvering orbit planning based on genetic and ant colony fusion is fast, and the flight path to a fault of spacecraft can be obtained in a shorter time, which raises the efficiency of orbit planning remarkably.

收稿日期:2013-09-02;修订日期:2013-10-09.

基金项目:长江学者和创新团队发展计划资助项目(No. IRT0520);中央高校基本科研业务费资助项目(No. HEUCFZ1126, No. HEUCF021318)

Key words: path planning; genetic algorithm; ant colony algorithm; orbital maneuvering; communication supporting spacecraft

1 引 言

测控数据传输分系统是航天器与地面进行数据交互的首要通道。当测控数据传输分系统或其他分系统功能受限时,将导致航天器无法与地面进行有效的数据交互,这会使地面无法对航天器进行控制,进而导致飞行任务失败^[1]。在这种情况下,通信保障航天器应运而生。通信保障航天器属于在轨服务航天器范畴^[2-3],其主要任务是在其他航天器通信出现故障时,通过机动飞行进入目标航天器通信可覆盖区进行数据中继,从而为通信功能受限的航天器提供与地面通信服务。

由于故障航天器的空间位置不固定,因此,通信保障航天器需要按一定轨道机动到故障航天器的通信覆盖区域^[4],以建立与故障航天器的星间链路和与地面通信的星地链路。通信保障航天器执行任务时,机动轨道选择和轨道机动路径规划是不可或缺的组成部分。

空间碎片或航天器编队等其它航天器会给通信保障航天器轨道机动带来较大风险。因此,如何有效躲避该类物体,成功到达故障航天器通信覆盖区域成为首先要解决的问题。国内外学者在路径规划方面进行了广泛深入研究,提出了可行的研究成果,如文献^[5]和文献^[6]分别针对路径规划方法和 3D 情况下的仿真进行了研究。研究表明,遗传算法和蚁群算法生成的路径近似最优,目前,已成为广泛采用的路径规划方法^[7-8]。但遗传算法和蚁群算法收敛速度慢,容易陷入局部最优。

文献^[9]和文献^[10]提出将遗传算法和蚁群算法进行融合,并应用于文本分类和处理中。由于遗传算法后期收敛速度慢,而蚁群算法初期搜索缓慢、易陷入局部最优点,本文在分析遗传算法和蚁群算法各自缺点的基础上,将遗传算法和蚁群算法进行有效融合。利用遗传算法在初期的快速收敛性和蚁群算法在后期的高效性,提出一种基于遗传和蚁群融合算法的通信保障航天器机动

路径规划方法,并对该方法进行了仿真验证。

2 轨道运动模型

通信保障航天器为了完成针对故障航天器的通信支持,通常需要进行轨道机动,而机动过程中会遇到空间垃圾或编队航天器等物体,它们会妨碍通信保障航天器的轨道机动,这就需要建立通信保障航天器和这些物体的轨道运动模型,以便为后续算法设计提供模型基础。

考虑到地球的形状摄动,并仅考虑三阶带谐项,则地球引力位函数表示为^[11]:

$$U = \frac{\mu}{r} \left[1 + \frac{J_2}{2} \left(\frac{R_e}{r} \right)^2 (3\sin^2 \varphi - 1) \right] + \frac{\mu J_3}{r} \frac{R_e^3}{2} \left(\frac{R_e}{r} \right)^3 \cdot (5\sin \varphi - 3\sin \varphi)$$

其中: R_e 为地球的平均赤道半径; r 为飞行器地心距; φ 为飞行器在球坐标上的纬度; μ 为地球引力常数; J_2 、 J_3 均为带谐项系数。

因此,飞行器的轨道运动方程可以写为^[11]:

$$\begin{aligned} \ddot{x} &= -\frac{\mu x}{r^3} \left[1 + \frac{3J_2 R_e^2}{2r^2} \left(\frac{5z^2}{r^2} - 1 \right) + \frac{5J_3 R_e^3}{2r^3} \left(\frac{7z^3}{r^3} - \frac{3z}{r} \right) \right], \\ \ddot{y} &= -\frac{\mu y}{r^3} \left[1 + \frac{3J_2 R_e^2}{2r^2} \left(\frac{5z^2}{r^2} - 1 \right) + \frac{5J_3 R_e^3}{2r^3} \left(\frac{7z^3}{r^3} - \frac{3z}{r} \right) \right], \\ \ddot{z} &= -\frac{\mu z}{r^3} \left[1 + \frac{3J_2 R_e^2}{2r^2} \left(\frac{5z^2}{r^2} - 3 \right) + \frac{5J_3 R_e^3}{2r^3} \left(\frac{7z^3}{r^3} - \frac{6z}{r} + \frac{3r}{5z} \right) \right]. \end{aligned}$$

其中: x, y, z 分别为飞行器位置在惯性系下的分量。

3 融合遗传蚁群的路径规划算法

3.1 算法的融合策略

由于求解初期缺乏信息素,蚁群算法收敛速度缓慢,当信息素累积到一定的强度之后,蚁群算法的收敛速度迅速提高。而遗传算法恰恰相反,它通常在求解初期具有较高的收敛速度,而当搜索到最优解附近时,其效率却显著降低。因此,对动态融合遗传算法和蚁群算法进行聚类,汲取各自优点可以弥补单一算法的缺陷。

考虑到遗传算法具有快速全局搜索的能力,而蚁群算法具有正反馈机制,本文提出采用融合遗传蚁群的规划算法对路径进行寻优。首先采用

遗传算法对数据集进行分类,利用遗传算法的快速性、随机性和全局收敛性,获得一组接近最优解的机动轨道;然后采用蚁群算法,将遗传算法的规划结果转化成相应的初始信息素分布;再基于该信息素的分布情况,通过蚁群算法的正反馈性和并行性收敛到最优解。该规划算法充分利用了遗传算法在初期的快速收敛性和蚁群算法在后期的高效性,可显著提高规划效率。

3.2 融合算法中遗传算法的设计

3.2.1 染色体编码方式

在三维空间里,路径是由一系列点组成的。本文采用点坐标进行编码,即将所有路径点按飞行顺序排列,并将飞行起点和终点分别作为路径的第一个点和最后一个点。然后将所有路径点的 x 坐标置于前部, z 坐标置于尾部。例如,当起点坐标为 (x_s, y_s, z_s) ,终点坐标为 (x_e, y_e, z_e) 时,路径编码可表示为:

$$(x_s, x_1, \dots, x_e, y_s, y_1, \dots, y_e, z_s, z_1, \dots, z_e).$$

3.2.2 种群初始化

每代种群包含 n 个个体,即 n 条路径,每个个体记作 $I_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 。个体长度定义为 Length,即每条路径由 Length 个点构成。个体 I_j 的产生过程为:飞行起点和终点分别为路径的第一个点和最后一个点,然后随机产生 $(\text{Length} - 2)$ 个点,并将它们依据函数值 $g(x, y, z)$ 的大小,按顺序排列,其中,函数 $g(\cdot)$ 表示路径点到起点的距离。因此,个体 I_j 可表示为:

$$I_j = (x_s, x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{j(\text{Length}-2)}, x_e, y_s, y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{j(\text{Length}-2)}, y_e, z_s, z_{j1}, z_{j2}, \dots, z_{j(\text{Length}-2)}, z_e), \quad (1)$$

其中:

$$g(x, y, z) = \sqrt{(x - x_s)^2 + (y - y_s)^2 + (z - z_s)^2},$$

$$\text{且有 } g(x_s, y_s, z_s) < g(x_{j1}, y_{j1}, z_{j1}) <$$

$$g(x_{j2}, y_{j2}, z_{j2}) < \dots < g(x_e, y_e, z_e).$$

采用降序排列法可以去除随机路径中的绕环部分。

3.2.3 适应度函数

为防止飞行器在轨道机动中与空间碎片或编队飞行器其它航天器发生碰撞,路径的安全性是路径寻优的重要计价器指标。考虑到飞行器的机动性能,需要对路径的弯曲度进行限制。此外,由于燃料有限,还必须考虑路径的长度。本文在综合考虑上述 3 个因素的基础上,建立了综合适应度函数。其主要包括以下 4 个部分:

(1) 路径点安全适应度函数

该函数计算的是每条路径的安全路径点个数。为避免发生碰撞,需要确保所有路径点均不在空间碎片或编队飞行器的机动范围内。该函数如下所示:

$$\text{fit1}(I_j) = \sum_{k=1}^{\text{Length}} \xi_{jk},$$

$$\xi_{jk} = \begin{cases} 0, & (x_{jk}, y_{jk}, z_{jk}) \in \bigcup_{i=1}^{sr} \Phi_i \\ 1, & \text{others} \end{cases},$$

式中: (x_{jk}, y_{jk}, z_{jk}) 表示个体 I_j 的第 k 个路径点的坐标; Φ_i 表示第 i 个空间碎片或编队飞行器的机动区域。该函数值越大,安全路径点的个数越多,则路径越安全。

(2) 路径安全适应度函数

为避免发生碰撞,通信保障航天器的路径同样不能穿越空间碎片或编队飞行器的机动区域。因此,该函数计算的是不被穿越的机动区域的个数。

$$\text{fit2}(I_j) = \sum_{i=1}^{sr} \eta_{ji},$$

$$\eta_{ji} = \begin{cases} 0, & \min(D((Sx_i, Sy_i, Sz_i), l_{ji}^{(1,2)})) < r_i' \\ 1, & \text{others} \end{cases},$$

式中: (Sx_i, Sy_i, Sz_i) 为第 i 个空间碎片或编队飞行器的坐标; $l_{ji}^{(1,2)}$ 表示个体 I_j 中离点 (Sx_i, Sy_i, Sz_i) 最近的路径点分别与前后 2 个路径点的连线; $D((Sx_i, Sy_i, Sz_i), l_{ji}^{(1,2)})$ 表示点 (Sx_i, Sy_i, Sz_i) 到线段 $l_{ji}^{(1,2)}$ 的距离。该函数值越大,路径穿越防御区域的次数越少,则路径越安全。

(3) 路径弯曲度适应度函数

该函数计算的是各路径点处路径方向的转折度的补角之和。该函数值越大,路径弯曲度越小。

$$\text{fit3}(I_j) = \sum_{k=2}^{\text{Length}} \text{angle}(L_{jk}^-, L_{jk}^+),$$

式中: $\text{angle}(L_{jk}^-, L_{jk}^+)$ 表示线段 L_{jk}^- 与线段 L_{jk}^+ 的夹角; L_{jk}^- 表示路径点 (x_{jk}, y_{jk}, z_{jk}) 与前一个路径点 $(x_{j(k-1)}, y_{j(k-1)}, z_{j(k-1)})$ 的连线; L_{jk}^+ 表示路径点 (x_{jk}, y_{jk}, z_{jk}) 与后一个路径点 $(x_{j(k+1)}, y_{j(k+1)}, z_{j(k+1)})$ 的连线。

(4) 路径长度适应度函数

该函数计算的是路径长度的倒数。该函数值越大,路径越短。

$$\text{fit4}(I_j) = \frac{1}{\sum_{k=2}^{\text{Length}} d((x_{j(k-1)}, y_{j(k-1)}, z_{j(k-1)}), (x_{jk}, y_{jk}, z_{jk}))}$$

式中:

$d((x_{j(k-1)}, y_{j(k-1)}, z_{j(k-1)}), (x_{jk}, y_{jk}, z_{jk}))$ 表示点 $(x_{j(k-1)}, y_{j(k-1)}, z_{j(k-1)})$ 到点 (x_{jk}, y_{jk}, z_{jk}) 的距离。

综合以上 4 个约束条件,得到综合适应度函数为:

$$fit(I_j) = fit1(I_j) \times fit2(I_j) \times fit3(I_j) \times fit4(I_j). \quad (2)$$

由公式(2)可知,适应度越大,路径性能越好。

3.2.4 遗传算子设计

本文设计了 3 个遗传算子,分别是选择算子、交叉算子和变异算子^[12]。

选择算子采用轮盘算法,即先计算个体的相对适应度值:

$$F_s = f_s / \sum_{i=1}^N f_i, \quad (3)$$

其中: f_s 是个体 I_s 的适应度值。然后生成 $[0, 1]$ 区间的随机数 R , 如果

$$\sum_{i=1}^{s-1} F_i < R < \sum_{i=1}^s F_i, \quad (4)$$

则选择个体 I_s 。

交叉算子采用双点交叉算子。具体执行过程为:按交叉概率选择 2 个父代个体,并随机选择 2 个节点,2 个父代节点间部分交换,以产生子代。变异算子是按变异概率选中个体中的任意一个节点,再对该节点的数值在有效区间内进行随机重置。

3.2.5 终止条件设计

遗传算法进化到一定阶段时,适应度变化缓慢,此时应终止算法,以避免大量冗余迭代。因此,当发现适应度的变化率降低到一定程度时,将终止遗传算法并启动蚁群算法。

3.3 融合算法中蚁群算法的设计

采用蚁群算法进行路径规划时,启动 a 只蚂蚁构造解,每只蚂蚁须配置一个矩阵 W 。该矩阵的行数等于遗传算法中的个体长度(即路径所包含的路径点个数),列数为 3,即 $W \in \mathbf{R}^{Length \times 3}$ 。用矩阵 W 记录各个路径点的坐标。利用配置矩阵可表示出蚂蚁所选择的路径。具体算法如下^[13]:

(1) 信息素初值设置

各路径信息素的初值取决于遗传算法的优化结果,即:

$$\tau_{ij}(0) = \tau_c + \tau_{ij}^{GA}, \quad (5)$$

其中: $\tau_{ij}(0)$ 表示路径 ij 的信息素初始值; τ_c 为给

定的信息素常数; τ_{ij}^{GA} 为遗传算法优化结果转换的信息素值。

选取遗传算法终止时种群中适应度最大的前 20% 个体作为优化解集合。对于每一条路径,如果经过路径 ij ,则 τ_{ij}^{GA} 按下式更新一次:

$$\tau_{ij}^{GA} = \tau_{ij}^{GA} + \tau_c^{GA}. \quad (6)$$

其中: τ_c^{GA} 为给定的信息素常数。

(2) 路径选择概率计算

第 t 次迭代时,蚂蚁在节点 i 处选择路径 ij 的概率为:

$$P_{ij}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{k=1}^p [\tau_{ik}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}(t)]^\beta}, \quad (7)$$

其中: $\alpha(\alpha \geq 0)$ 为信息启发因子; $\beta(\beta \geq 0)$ 为距离启发因子; $\tau_{ij}(t)$ 表示第 t 次迭代时路径 ij 的信息素; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数,表示路径 ij 的能见度,并可按下式计算:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}, \quad (8)$$

$$d_{ij} = d(x_i, x_j) = \left[\sum_{l=1}^m (x_{il} - x_{jl})^2 \right]^{\frac{1}{2}}. \quad (9)$$

(3) 信息素更新计算

信息素更新方法为:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^a \Delta \tau_{ij}^k(t), \quad (10)$$

其中: $\rho(0 < \rho < 1)$ 表示信息消逝程度; $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ 表示第 t 次迭代结束后,第 k 只蚂蚁所走路径对路径 ij 引起的信息素变化量,其计算方法如下:

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{F_k}, & L_{ij} \subset L_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (11)$$

其中: Q 为常数,表示信息浓度; $L_{ij} \subset L_k$ 表示第 k 只蚂蚁所走路径经过路径 ij ; F_k 为第 k 只蚂蚁在本次迭代中所选择路径的目标函数值,该目标函数采用和遗传算法相同的目标函数即可。

(4) 终止条件设计

当达到最大迭代次数或目标函数平均值变化率较小时,即可终止算法。

3.4 融合算法步骤

本文遗传蚁群融合算法的流程图如图 1 所示,计算步骤如下:

步骤 1 初始化种群;

步骤 2 计算个体适应度值;

步骤 3 判断是否满足终止条件。如果不满

足,则转至步骤 4,如果满足,则转至步骤 5;

步骤 4 经过选择算子,交叉算子和变异算子产生下一代种群,并返回步骤 2;

步骤 5 从遗传算法的优化种群中,根据适应度值选出 20%的较强个体,构成集合 Γ ,作为蚁群算法的初始路径;

步骤 6 蚁群算法参数初始化。令时间 t 和循环次数 n 为零,根据遗传算法的较优解集合 Γ 设置所有路径的初始信息素,将全部蚂蚁置于起点;

步骤 7 启动所有蚂蚁,每只蚂蚁根据概率按轮盘转法选择路径;

步骤 8 更新路径信息素。对产生的每一条路径,分别计算相应的信息素增量,并根据信息素更新公式(2),对各段路径的信息素进行更新;

步骤 9 判断是否满足终止条件:如果不满足,则转至步骤 7,如果满足,则结束。

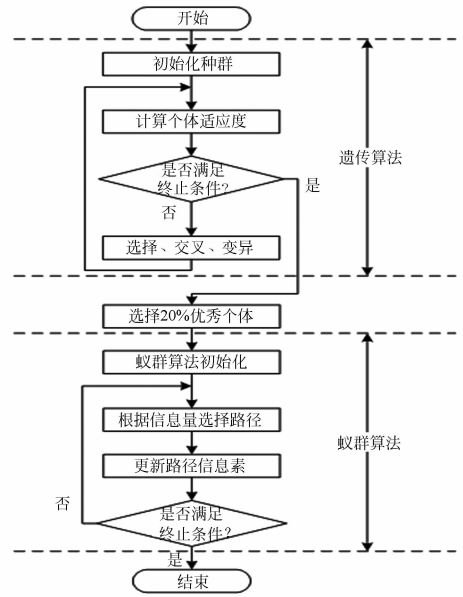


图 1 融合算法流程图

Fig. 1 Flow chart of fusion algorithm

表 1 卫星轨道参数表

Tab. 1 Orbit parameters of satellite

	半长轴/m	离心率	轨道倾角/(°)	升交点赤经/(°)	近心点角距/(°)	某时刻惯性系下的位置/m	球半径/m
S_1	6 930 000	0.0001	30	0	0	(6 929 300, 2 094.7, 1 209.4)	1 350
S_2	6 910 000	0.000 1	30	180	180	(6 909 300, -2 088.7, 1 205.9)	1 200
S_3	6 920 000	0.000 1	15	0	0	(6 919 300, 0, 0)	1 050
S_4	6 915 000	0.000 1	15	180	180	(6 914 300, 5 828.3, -1 561.7)	2 100
S_5	6 925 000	0.000 1	5	0	0	(6 924 300, -6 019.6, -526.6,0)	1 900
S_6	6 905 000	0.000 1	5	180	180	(6 904.3, 0 ,0)	1 700

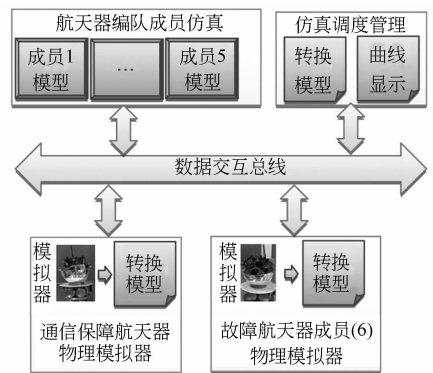
4 半物理仿真验证与分析

为验证所设计算法的有效性,本文以编队航天器中某个成员出现故障为例,进行半物理仿真验证。编队由 6 个航天器组成,每个成员的轨道参数如表 1 所示^[14],其中,球半径表示该成员的安全飞行半径(即通信保障航天器进入该半径区域内与其发生碰撞的概率大)。编队卫星的轨道如图 2(b)所示。仿真系统如图 2(a)所示,其中,通信保障航天器与故障航天器(编队成员 6)分别采用五轴气浮台进行模拟,通过仿真参数转换模型将物理仿真参数接入仿真数据交互总线,与其他编队成员的仿真模型构成仿真回路。

通信保障航天器的轨道机动起始位置为[6 900 000,0,200],目标位置为[6 935 000,0,200]

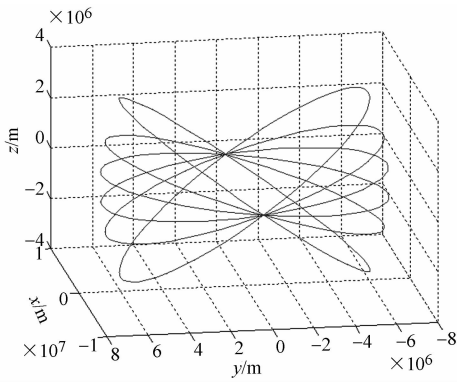
处,编队航天器与通信保障航天器起始位置的三维位置关系如图 3 所示。

仿真中,个体长度(路径点数)设为10,从遗



(a) 仿真系统体系图

(a) Architecture diagram of simulation system



(b) 编队卫星轨道图

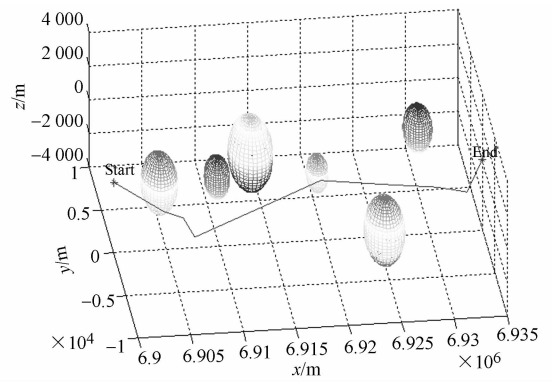
(b) Orbit diagram of formation satellites

图 2 仿真系统组成和初始轨道图

Fig. 2 Simulation framework composition and initial orbit diagram

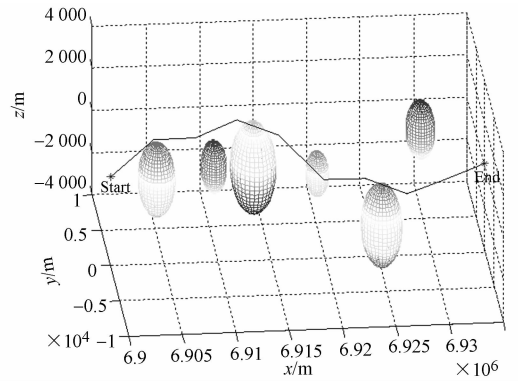
传算法中选取作为蚁群算法初始路径的路径个数为 100,遗传算法迭代次数为 100,指定的种群个数(路径条数)为 200,遗传算法交叉概率为 0.5,变异概率为 0.002。

蚁群算法参数如下:蚁群算法迭代次数为 900;蚂蚁总数为 200;信息启发因子为 1;距离启发因子为 1;信息消逝程度为 0.8;避障系数为 20;信息浓度为 2;初始信息素常数为 1。



(a) 遗传算法规划结果

(a) Planning results by using GA



(b) 蚁群算法规划结果

(b) Planning results by using ant colony algorithm

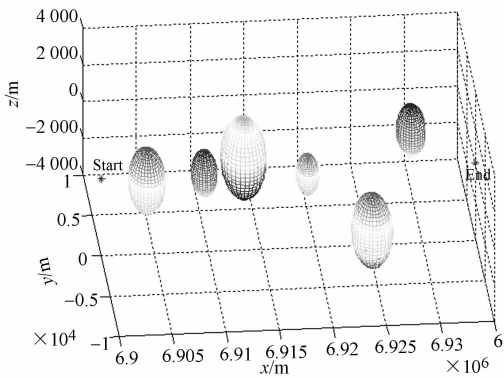
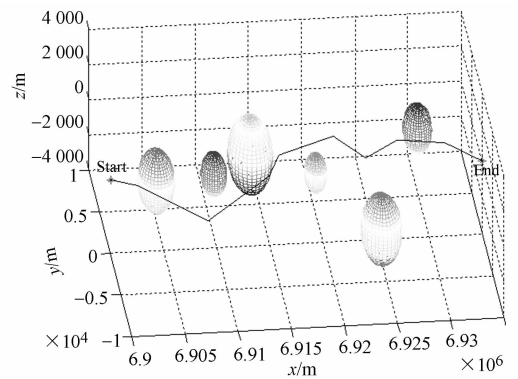


图 3 编队卫星初始空间位置图

Fig. 3 Initial location map of formation satellites

仿真结果如图 4 所示,遗传算法、蚁群算法和遗传蚁群融合算法均能找到从 Start 点到 End 点较安全的机动路径。图 4 给出了 3 种算法在三维空间内的轨道机动路径。

图 5 给出了遗传算法、蚁群算法和遗传蚁群融合算法的目标函数曲线。从图 5(a)中可以看出,遗传算法在初始阶段收敛速度较快,随后进入平稳阶段,在进化 300 代后,又进入一个较快的收



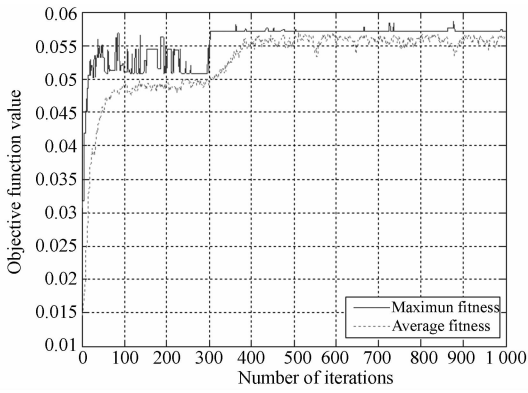
(c) 融合算法规划路径三维图

(c) Planning 3-D map results by using fusion algorithm

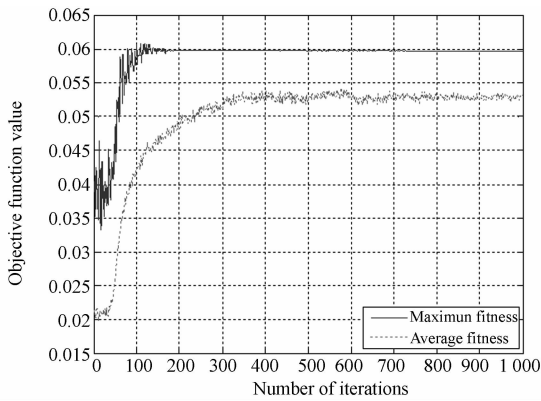
图 4 规划路径三维对比图

Fig. 4 Comparison of 3D graphs for planning path

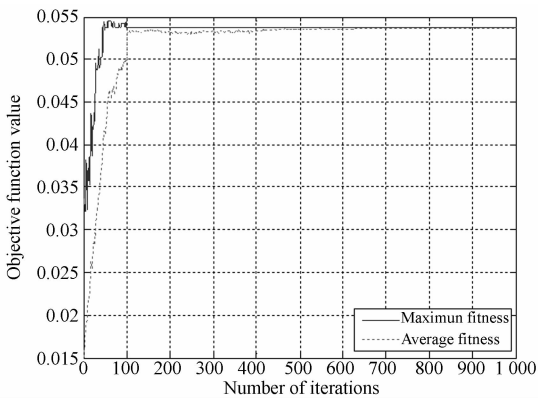
敛阶段,最终在进化 400 代后稳定。从图 5(b)可以看出,蚁群算法前段变化趋势较遗传算法平缓,并未经过中间的平稳段,直接进入 0.05~0.055



(a) 遗传算法目标函数曲线
(a) Objective function curves of GA



(b) 蚁群算法目标函数曲线
(b) Objective function curves of ant colony



(c) 融合算法目标函数曲线
(c) Objective function curves of fusion algorithm

图 5 几种算法的目标函数对比图

Fig.5 Comparison of objective functions by several algorithms

函数就达到稳定区间,算法在运行前期和后期均能保持较快的收敛速度。在 Windows 和 Matlab2010b 操作环境下,遗传算法的收敛时间为 5 min 14 s,而蚁群算法和融合算法收敛时间相当,约为 4 min 40 s。融合算法在相同收敛速度下,能够获得更多的机动路径,具有更好的寻优效率。

表 2 给出了遗传算法、蚁群算法和遗传蚁群融合算法的两次路径规划结果对比情况。从表中可以看出,融合算法能够找出更多的轨道机动路径。

表 2 规划结果对比表

Tab.2 Comparison of planning path

规划算法	安全路径条数 / 总路径条数	安全路径平均长度/m	安全路径最短长度/m
遗传算法	195/200	3.9175×10^4	3.8816×10^4
	196/200	3.9496×10^4	3.9179×10^4
蚁群算法	93/200	3.7032×10^4	3.7002×10^4
	56/200	3.8850×10^4	3.8652×10^4
融合算法	200/200	3.9688×10^4	3.9460×10^4
	200/200	4.0553×10^4	4.0194×10^4

综合对比图 4、图 5 和表 2 的仿真结果可知,遗传算法在收敛一段时间之后收敛速度变慢,蚁群算法在算法初期收敛较慢,而融合了遗传和蚁群的规划算法收敛速度最快,能够为通信保障航天器快速规划机动轨道,可以显著提高轨道规划效率。

5 结 论

本文研究了遗传蚁群融合算法的融合过程,分别设计了融合算法中的遗传算法和蚁群算法,并给出了融合算法的运行过程。然后提出了基于遗传蚁群融合算法的通信保障航天器轨道机动路径规划方法,为通信保障航天器的空间部署和应用提供技术支撑。最后进行了算法验证。结果表明,融合算法在进化 100 代后,目标函数就达到稳定区间;安全路径平均长度为 4.0553×10^4 m。基于融合遗传蚁群算法的路径规划方法较传统单一的路径规划方法具有更快的收敛速度,能够满足通信保障航天器快速机动轨道规划要求。

区间。而从图 5(c) 给出的遗传蚁群融合算法目标函数变化曲线可以看出,在进化 100 代后,目标

参考文献:

- [1] ELLERY A, KREISEL J, SOMMER B. The case for robotic on-orbit servicing of spacecraft: Spacecraft reliability is a myth [J]. *Acta Astronautica*, 2008, 63(5-6):632-648.
- [2] 崔乃刚,王平,郭继峰,等. 空间在轨服务技术发展综述[J]. *宇航学报*, 2007, 28(4):805-811.
CUI N G, WANG P, GUO J F, *et al.*. A review of on-orbit servicing [J]. *Journal of Astronautics*, 2007, 28(4):805-811. (in Chinese)
- [3] 梁斌,徐文福,李成,等. 地球静止轨道在轨服务技术研究现状与发展趋势[J]. *宇航学报*, 2010, 31(1):1-13.
LIANG B, XU W F, LI CH, *et al.*. The status and prospect of orbital servicing in the geostationary orbit [J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(1):1-13. (in Chinese)
- [4] XU W F, LIANG B, LI B, *et al.*. A universal on-orbit servicing system used in the geostationary orbit [J]. *Advances In Space Research*, 2011, 48(1):95-119.
- [5] AL-JARRAH M A, HASAN M M. HILS setup of dynamic flight path planning in 3D environment with flexible mission planning using Ground Station [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2011, 348(1):45-65.
- [6] KALA R, SHUKLA A, TIWARI R. Robotic path planning in static environment using hierarchical multi-neuron heuristic search and probability based fitness [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(14-15):2314-2335.
- [7] ELSHAMLI A, ABDULLAH H A, AREIBI S. Genetic algorithm for dynamic path planning [C]. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Sheraton Fallsview, Niagara Falls, Ontario, Canada, CCECE 2004*.
- [8] MEI H, TIAN Y T, ZU L N. A hybrid ant colony optimization algorithm or path planning of robot in dynamic environment [J]. *International Journal of Information Technology*, 2006, 12(3):78-88.
- [9] 周申培,严新平. 遗传蚁群融合算法及在不确定性无功优化中的应用研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2010, 38(24):120-123.
ZHOU SH P, YAN X P. The fusion algorithm of genetic and ant colony and its application in uncertain reactive power optimization [J]. *Power System Protection and Control*, 2010, 38(24):120-123.
- [10] LEE Z J, SU SH F, CHUANG CH CH, *et al.*. Genetic algorithm with ant colony optimization (GA-ACO) for multiple sequence alignment [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1):55-78.
- [11] 章仁为. 卫星轨道姿态动力学与控制[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2006.
ZHANG R W. *Satellite Orbit Attitude Dynamics and Control*[M]. Beijing: BUAA Press, 2006.
- [12] AJMAL ALI M S, BABU N R, VARGHESE K. Collision free path planning of cooperative crane manipulators using genetic algorithm [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2005, 16(2):182-193.
- [13] MULLEN R J, MONEKOSSO D, BARMAN S, *et al.*. A review of ant algorithms [J]. *Expert Systems with Application*, 2009, 36(6):9608-9617.
- [14] 李璟璟,张迎春,李化义,等. ASUKF方法在航天器自主导航中的应用[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2011, 32(5):575-580.
LI J J, ZHANG Y CH, LI H Y, *et al.*. Application of ASUKF in autonomous spacecraft navigation [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2011, 32(5):575-580.

作者简介:



孙兆伟(1963—),男,黑龙江哈尔滨人,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为小卫星总体设计。E-mail: sunzhao-wei@hit.edu.cn



刘雪奎(1964—),男,北京人,工程师,博士研究生,主要研究方向是通信卫星与天基信息系统总体设计和优化。E-mail: liuxk@yahoo.com



邓 泓(1986—),女,江西新余人,博士,助理研究员,2012年10月于哈尔滨工业大学航空宇航科学与技术专业获得博士学位,主要研究方向为卫星轨道动力学建模与姿轨控系统设计。E-mail: 250784906@qq.com



吴限德(1979—),男,黑龙江绥棱人,博士,副教授,硕士生导师,2010年5月于哈尔滨工业大学航空宇航科学与技术专业获得博士学位,主要研究方向为卫星姿态轨道动力学建模与仿真系统设计。E-mail:xiande_wu@163.com

(本栏目编辑:李自乐)

(版权所有 未经许可 不得转载)