

自适应蚁群算法在空间机器人路径规划中的应用

金飞虎¹, 高会军¹, 钟啸剑²

(1. 哈尔滨工业大学 空间控制与惯性技术研究中心, 哈尔滨 150080, fhjin88@163.com;

2. 黑龙江生物科技职业学院 信息工程系, 哈尔滨 150025)

摘要: 为了弥补传统路径规划方法缺乏足够鲁棒性的问题, 采用自适应蚁群算法实现了空间机器人路径规划. 针对传统蚁群算法在计算初期出现停滞的现象, 修改了信息激素物质的更新方法. 自适应蚁群算法根据学习次数和与最近障碍物的距离来调节信息激素物质. 仿真结果表明, 该算法在采用较少蚂蚁的情况下, 与一般蚁群算法相比, 能够快速找到理想路径.

关键词: 蚁群算法; 空间机器人; 路径规划

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2010)07-1014-05

Research on path planning of robot using adaptive ant colony system

JIN Fei-hu¹, GAO Hui-jun¹, ZHONG Xiao-jian²

(1. Space Control and Inertial Technology Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China, fhjin88@163.com;

2. Dept. of Information Engineering, Heilongjiang Vocational College of Biology Science and Technology, Harbin 150025, China)

Abstract: Aimed at the less robustness of conventional path planning method, an adaptive ant colony algorithm is presented to realize the path planning of space robot. The ant colony algorithm modifies the updating method of pheromone based on the distance between the learning times and the closest obstacle to reduce the stagnation behavior of the conventional ant colony algorithm in the initial calculation. Simulation results show that the proposed algorithm can obtain better path with less ants than the conventional ant colony system.

Key words: ant colony algorithm; space robot; path planning

空间机器人可以在空间自由飞行, 替宇航员完成维护任务, 又可以捕捉敌方目标卫星, 因此空间机器人的应用范围非常广泛^[1-2]. 空间机器人的飞行, 需要消耗不可再生的燃料, 燃料的补充一般要靠空间站. 空间机器人每次携带的燃料有限, 为了提高空间机器人的工作效率以及延长其在轨寿命, 对其飞行运动的研究具有重要意义, 本体路径规划对于空间机器人来说是非常重要的^[3-4]. 蚁群算法(Ant Colony System, 简称ACS)是最近几年从生物进化的机理中受到启发而提出的一种新型的模拟进化算法^[5-8], 并成功应用于一些实际问题, 如TSP问题、分配问题、job-shop调度问

题、网络设计问题等, 取得了一系列较好的实验结果^[9-12]. 蚁群算法的特点是: 它是一种正反馈的算法, 收敛速度快, 且有跳出局部极值点的机制.

本文研究了基于蚁群算法的寻优路径策略, 将基本蚁群算法进行适当改进, 提高了收敛速度, 并使之适用于空间机器人的路径规划, 找到一条既节省燃料, 又可以安全避开障碍物的优化路径.

1 基于自适应蚁群算法的空间机器人路径规划算法

1.1 问题的描述

空间机器人所处的位置为 S , 目标点为 G , S 与 G 之间有一些障碍物遮挡, 如图1所示. 空间机器人在 S 点和 G 点之间寻求一条既可以节省燃料, 又可以安全避开障碍物的路径.

空间机器人起始点 S 在笛卡尔坐标系 $O-XYZ$ 下的坐标为 (x_s, y_s, z_s) . 以 S 点为坐标原点,

收稿日期: 2005-05-05.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60825303).

作者简介: 金飞虎(1973—), 男, 博士后;

高会军(1976—), 男, 教授, 博士生导师.

沿SG方向为 X^1 轴,适当选择 Y^1 轴和 Z^1 轴,建立新的坐标系 $S - X^1 Y^1 Z^1$.

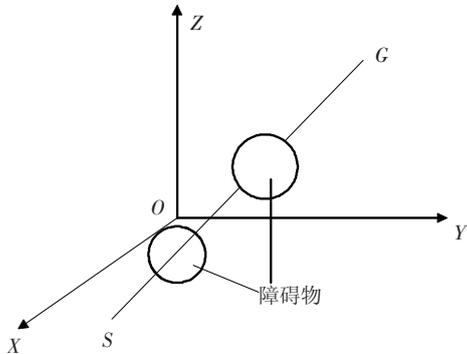


图1 空间障碍物在笛卡尔坐标系中的表示

新坐标系 $S - X^1 Y^1 Z^1$ 到原坐标系 $O - XYZ$ 的转换公式为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha_x & \cos \alpha_y & \cos \alpha_z \\ \cos \beta_x & \cos \beta_y & \cos \beta_z \\ \cos \gamma_x & \cos \gamma_y & \cos \gamma_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^1 \\ y^1 \\ z^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \end{bmatrix}$$

其中 $\alpha_x, \beta_x, \gamma_x$ 分别为 X 轴与 X^1, Y^1, Z^1 轴的夹角;
 $\alpha_y, \beta_y, \gamma_y$ 分别为 Y 轴与 X^1, Y^1, Z^1 轴的夹角; $\alpha_z, \beta_z, \gamma_z$ 分别为 Z 轴与 X^1, Y^1, Z^1 轴的夹角.

如图2所示,在坐标系 $S - X^1 Y^1 Z^1$ 中作立方体 $ABCDEFGHKH$,其中立方体的 $ABCD$ 面位于 $X^1 Y^1$ 平面上,是边长为 $2L$ 的正方形平面.边 AB 平行于 Y^1 轴, BC 平行于 X^1 轴,且原点 S 在正方形平面 $ABCD$ 的中心上.将线段 SG 进行 m 等分,在每个等分点作 SG 的垂直平面,得到垂直平面 L_1, L_2, \dots, L_{m-1} ,这些平面与立方体 $ABCDEFGHKH$ 相交为图3所示的正方形平面,将正方形平面平均分成 $2n \times 2n$ 个小正方形.在避障区域内,就有 $(m-1) \times (2n+1) \times (2n+1)$ 个路径点,这些路径点可表示为 $L_1(x_1^1, y_1^1, z_1^1), L_1(x_1^1, y_2^1, z_1^1), \dots, L_1(x_1^1, y_{2n+1}^1, z_1^1); \dots, L_{m-1}(x_1^1, y_1^1, z_{m-1}^1), L_{m-1}(x_1^1, y_2^1, z_{m-1}^1), \dots, L_{m-1}(x_{2n+1}^1, y_{2n+1}^1, z_{m-1}^1)$.

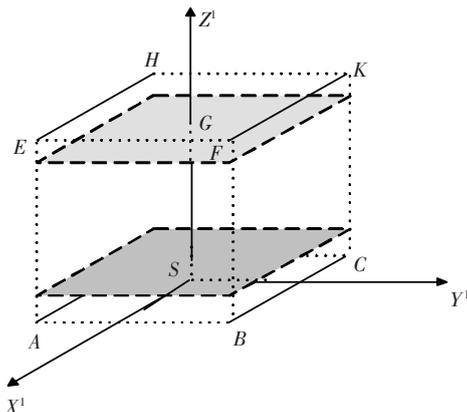


图2 空间障碍物坐标系

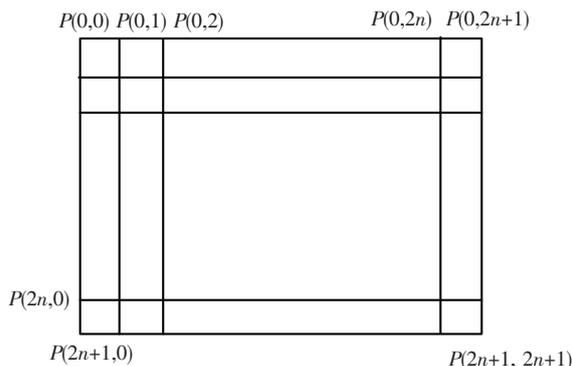


图3 平面 L_i 上的网格坐标表示

其中: $L_k(x_i^1, y_j^1, z_k^1)$ 表示第 k 个平面上的 $P(i, j)$ 点.从起始点 S 到终点 G 的路径可以表示为

$$P_{SG} = \{S, L_1(x_{1i}^1, y_{1j}^1, z_{1i}^1), L_2(x_{2i}^1, y_{2j}^1, z_{2i}^1), \dots, L_{m-1}(x_{(m-1)i}^1, y_{(m-1)j}^1, z_{(m-1)i}^1), G\}$$

平面 L_i 上的路径点 $a(x_{ei}^1, y_{fi}^1, z_i^1)$ 到下一个垂平面 L_{i+1} 上的路径点 $b(x_{e(i+1)}^1, y_{f(i+1)}^1, z_{i+1}^1)$ 的距离为

$$d_{ab} = \sqrt{(l \cdot |SG| / m)^2 + (x_{ei}^1 - x_{e(i+1)}^1)^2 + (y_{fi}^1 - y_{f(i+1)}^1)^2}$$

如果线段 ab 与障碍物相交或相切,则令其距离为 ∞ .

第 k 只蚂蚁的路径长度为

$$L_k = \sqrt{(l \cdot |SG| / m)^2 + (y_{k1}^1 - 0)^2 + (x_{k1}^1 - 0)^2} + \sum_{ki=1}^{m-2} \sqrt{(l \cdot |SG| / m)^2 + (x_{k(i+1)}^1 - x_{ki}^1)^2 + (y_{k(i+1)}^1 - y_{ki}^1)^2} + \sqrt{(l \cdot |SG| / m)^2 + (x_{k(m-1)}^1 - 0)^2 + (y_{k(m-1)}^1 - 0)^2}$$

1.2 目标函数与信息激素物质

由于空间机器人避障路径规划问题与TSP问题的差异,本文的蚁群算法与文献[1]中的蚁群算法既有相似之处,也有不同之处.相似之处在于:在TSP问题中,旅行推销商遍历各城市时要寻求最短总路径长,而在空间机器人路径规划中,空间机器人所走的目标函数也需为最小.不同之处在于:①TSP问题中旅行推销商的旅行路线是一条闭合路径,旅行推销商需要走完全部的城市,而空间机器人无需遍历全部节点,只需从出发点出发到达目标点即可.②TSP问题中蚂蚁根据它的总路径长度来更新信息激素物质,空间机器人则根据目标函数来更新信息激素物质,目标函数中不但包含蚂蚁走过的路径长度信息,还包含避障安全信息.③TSP问题中蚂蚁必须记住已走过的节点,而空间机器人路径规划中,空间机器人无需记忆,只需选择下一条垂线上的节点即可.

下面是自适应蚁群算法的实现步骤.

1) 目标函数的建立.假设共有 q 个障碍物,每个障碍物的大小表示为以 (X_j^1, Y_j^1, Z_j^1) 为圆心,以 r_j 为半径的圆,垂线 L_i 上的节点 $(x_{ej}^1, y_{ek}^1, z_i^1)$ 到

障碍物的距离为

$$d = \sqrt{(x_{e(j+1)}^1 - X_j^1)^2 + (y_{e(k+1)}^1 - Y_j^1)^2 + (z_i^1 - Z_j^1)^2} - r_j.$$

由于蚁群算法中信息激素物质是根据目标函数的值来更新的,目标函数的选择还应该考虑到具体问题的特征,即路径最短并且能够安全避开障碍物.从这两点出发,用蚂蚁所走过的路径长度和路径上选定的点到最近障碍物的距离之和作为参数确定目标函数,目标函数计算公式如下:

$$F = L_k + \delta \sum_{i=1}^{m-1} (d_{i\min})^{-1}.$$

其中: L_k 表示第 k 只蚂蚁所走过的路径长度; $d_{i\min}$ 表示节点到最近障碍物的距离; δ 为避障系数, δ 越大,空间机器人的安全系数就越高.

选定的节点 (x_i^1, y_j^1, z_k^1) 到最近障碍物距离的计算公式如下:

$$d_{i\min} = \min\{(\sqrt{(x_i^1 - X_1^1)^2 + (y_j^1 - Y_1^1)^2 + (z_k^1 - Z_1^1)^2} - r_1), \dots, (\sqrt{(x_i^1 - X_q^1)^2 + (y_j^1 - Y_q^1)^2 + (z_k^1 - Z_q^1)^2} - r_q)\}.$$

2) 路径点的选择. 假设蚂蚁从垂平面 L_i 上的节点 a 到下一个平面 L_{i+1} 上任意节点 b 的时间相等,与距离无关,那么全部蚂蚁将同时到达目标点,同时完成一次循环.

若 t 时刻蚁群移动到垂平面 L_i 处,设 $b_{(k,j)}$ ($j = 1, 2, \dots, 2n + 1$) 为 t 时刻平面 L_i 上 (k, j) 节点处的

$$\text{蚂蚁数, 则蚂蚁总数 } h = \sum_{k=1}^{2n+1} \sum_{j=1}^{2n+1} b_{(k,j)}.$$

设 $\tau_{ab}(t)$ 表示 t 时刻在路径线 ab 上残留的信息量. 在初始时刻,各条线上的信息量相等,设 $\tau_{ab}(0) = C$ (C 为常数), $\Delta\tau_{ab} = 0$. 蚂蚁 k 在运动过程中,根据各条路径线上的信息量决定转移方向.

$p_{ab}^k(t)$ 表示 t 时刻蚂蚁 k 由位置 $a(x_i^1, y_j^1, z_k^1)$ 转移到 $b(x_e^1, y_f^1, z_{k+1}^1)$ 的概率,则

$$p_{ab}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ab}^\alpha(t) \eta_{ab}^\beta(t)}{\sum \tau_{ab}^\alpha(t) \eta_{ab}^\beta(t)}, & b \in \text{allowed}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

其中: η_{ab} 表示线段 ab 上的能见度,为 a, b 点距离的倒数,即 $\eta_{ab} = |d_{ab}|^{-1}$; α 表示信息激素物质的相对重要性 ($\alpha \geq 0$); β 表示能见度的相对重要性 ($\beta \geq 0$).

3) 信息激素物质的更新. 随着时间的推移,先前留下的信息激素物质逐渐消逝,用参数 ρ ($0 \leq \rho < 1$) 来表示信息激素物质的持久性,则 $1 - \rho$ 表示信息激素物质的消逝程度. 经过 m 个时间单位,蚂蚁从起始点 S 到达目标点 G ,各路径上

的信息量要根据下式作调整.

$$\tau_{ab}(t+m) = \rho\tau_{ab}(t) + \Delta\tau_{ab}, \Delta\tau_{ab} = \sum_{k=1}^h \Delta\tau_{ab}^k.$$

其中: $\Delta\tau_{ab}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中在线段 ab 上留下的单位长度轨迹上的信息激素物质,可用下式来计算.

$$\Delta\tau_{ab}^k = \begin{cases} Q/F_k, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } ab; \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

其中: Q 是常数, F_k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中的目标函数值.

4) 自适应 Q 调节方法. 一般来说,激素调节参数 Q 大,则学习速度快,但激素调节参数过大,会出现学习算法不稳定;而激素调节参数 Q 小,则学习算法趋于稳定,但学习速度慢,由此可得到一些启发式推理规则校正如表 1 所示. 表中的 NC 为学习次数, S 表示小, MS 表示较小, M 表示中, MB 表示较大, B 表示大.

表 1 模糊推理自适应校正表

NC	$d_{i\min}$				
	S	MS	M	MB	B
S	40	50	60	75	90
MS	40	50	60	65	50
M	20	40	40	40	40
MB	10	10	10	20	30
B	5	5	8	8	10

1.3 空间机器人路径规划算法

路径规划生成算法如下:

1) 令时间 t 和循环次数 NC 为零,设置最大循环次数 NC_{\max} ,令每个线段上的信息量 $\tau_{ab}(t) = C$,且 $\Delta\tau_{ab} = 0$,将全部蚂蚁置于起始点 S .

2) 启动所有蚂蚁,对每只蚂蚁 k ,根据式(1)计算的概率用轮盘转法选择下一条垂平面上的节点并前进,更新 Q .

3) 重复 2),直到蚁群到达目标点 G .

4) 令 $t \leftarrow t + m$; $NC \leftarrow NC + 1$; 计算各蚂蚁走过的路径长度 L_k 和目标函数值 F_k ,记录当前最优解. 根据公式 $\tau_{ab}(t+m) = \rho\tau_{ab}(t) + \Delta\tau_{ab}$, $\Delta\tau_{ab} = \sum_{k=1}^h \Delta\tau_{ab}^k$ 更新每个线段上的信息残留量.

5) 如果蚂蚁群全部收敛到一条路径或循环次数 $NC \geq NC_{\max}$,则循环结束,输出最佳路径. 否则返回 2).

2 仿真实验结果与分析

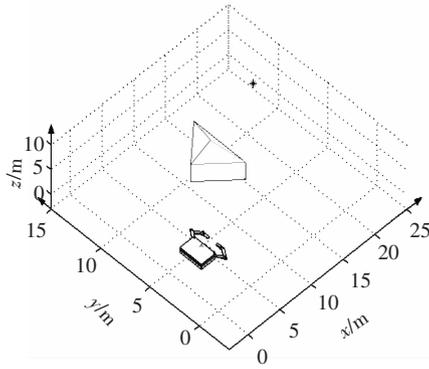
为了验证本文提出的蚁群算法的收敛性,在 PC 机上用 Matlab6.0 进行了仿真. 仿真实验主要

比较蚁群算法在不同的安全系数下的避障效果.

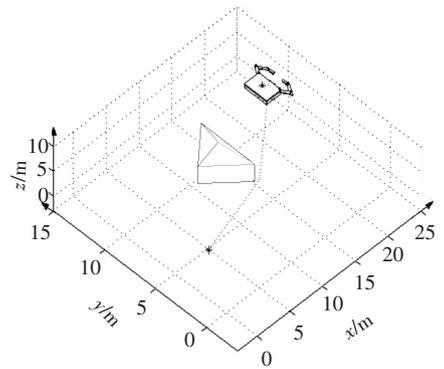
假设空间机器人等速地从起始点 $S(2,3,3)$ 移动到目标点 $G(22,10,6)$,实验在一个障碍物和多个障碍物的情况下进行,为了方便起见,将障碍物区域简化为球形.在每一种情况下,分别进行避障系数为 $\delta = 1, \delta = 3, \delta = 10$ 时的3种实验.

仿真实验1:机器人路径中有1个障碍物的

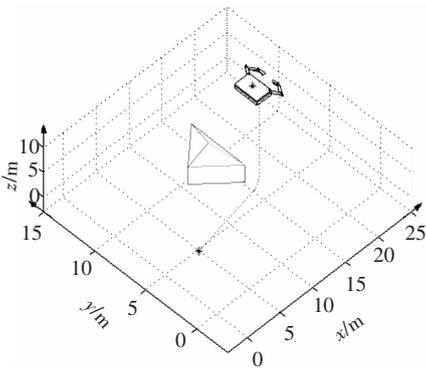
情况.空间机器人位于起始点 $S(2,3,3)$,障碍物的坐标为 $G(9,5,3)$,障碍物区域的半径为3.5 m.空间机器人的速度为 1 m/s.蚁群算法的参数经实验确定为 $\alpha = 3, \beta = 3, \rho = 0.5, Q = 100$.这里启用了10只蚂蚁,经过190次计算,其实验结果如图4所示.



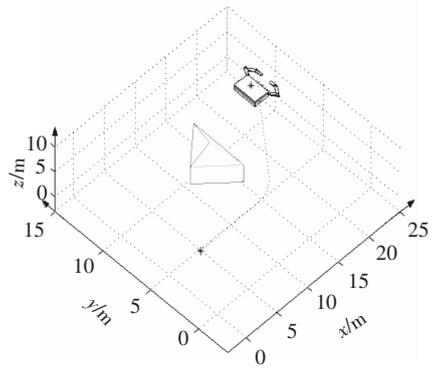
(a) 空间机器人的初始状态



(b) $\delta = 1$ 时的优化轨迹



(c) $\delta = 3$ 时的优化轨迹



(d) $\delta = 10$ 时的优化轨迹

图4 空间机器人在1个障碍物时的避障路径

从单个障碍物的实验结果中可以看出,因为障碍物的中心在出发点目标点连线的左方,空间机器人从障碍物的右侧绕过去了.当避障系数越大时,空间机器人的轨迹离障碍物越远,安全性得到了保障,其代价是空间机器人的运动路径越长,相应的消耗能量也多.当避障系数越小时,空间机器人的轨迹离障碍物越近,空间机器人的运动路径越短,相应的消耗能量也少,其代价是安全性下降.

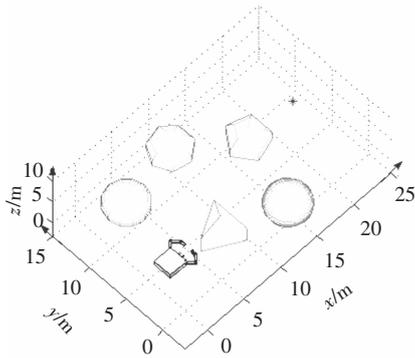
仿真实验2:机器人路径中有多个障碍物的情况.在零时刻,空间机器人处于起始点 $S(2,3,3)$,障碍物1的半径为3.5 m,坐标为 $(7,1.5,1.2)$,障碍物2的半径为3.0 m,坐标为 $(16,7,2)$,障碍物3的半径为3.0 m,坐标为 $(7,8,3)$,障碍物4的半径为3.0 m,坐标为 $(1,8,-1)$,障碍物5的半径为3.5 m,坐标为 $(12,-3,-1)$.空间机器人的速度为 1 m/s.蚁群算法的参数经实验

确定为 $\alpha = 3, \beta = 3, \rho = 0.5, Q = 100$.这里启用了20只蚂蚁,经过180次计算,其实验结果如图5所示.

实验结果与用遗传算法及基本蚁群算法得到的结果进行了比较,表2是安全系数为3时20次实验中多障碍物避障问题的实验结果.从表中数据可以看出,自适应蚁群算法的计算次数要少于基本蚁群算法和遗传算法,走过的最短路径比基本蚁群算法和遗传算法短.

表2 自适应蚁群算法和其他算法的比较

算法	平均计算次数	平均计算时间/s	最优值/m
遗传算法		37.50	33.28
基本蚁群算法	260	19.10	32.23
自适应蚁群算法	180	13.70	31.78



(a) 空间机器人的初始状态

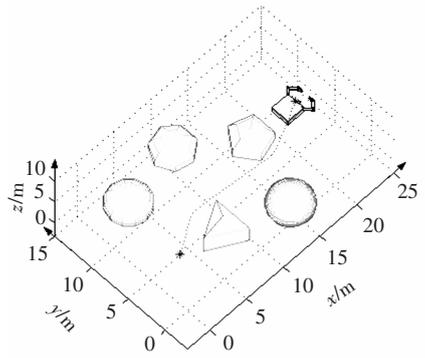
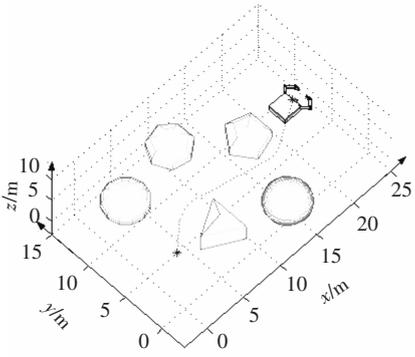
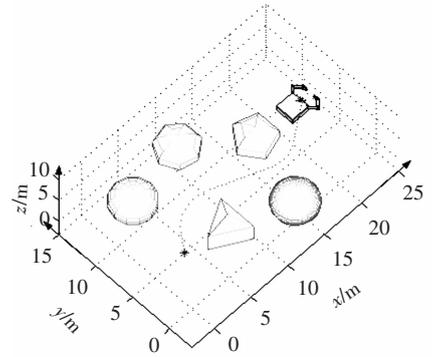
(b) $\delta = 1$ 时的优化轨迹(c) $\delta = 3$ 时的优化轨迹(d) $\delta = 10$ 时的优化轨迹

图5 空间机器人在多个障碍物时的避障路径

3 结 论

自适应蚁群算法可以有效地克服基本蚁群算法学习初出现停滞的现象,有利于实际应用。蚁群算法的研究刚刚起步,还没有形成系统的分析方法和坚实的数学基础,有必要进行进一步的理论分析和数学推导,但仿真结果显示了蚁群算法在解决路径规划等优化问题方面的良好前景。

参考文献:

- [1] SATOKO A, GERD H. Computational efficient algorithms for operational space formulation of branching arms on a space robot[C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, France:IEEE, 2008: 3312 - 3317.
- [2] MANABU H, KOSEI I, MITSUO W. Adaptive attitude control with Lyapunov stability of nonholonomic space robot under the unstructured dynamics[J]. Nihon Kikai Gakkai Ronbunshu, C Hen/Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers; Part C, 2005, 71(8):2586 - 2592.
- [3] XU B, GAO Y. Sliding mode control of space robot formation flying[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Autonomous Robots and Agents. Wellington, New Zealand:IEEE, 2009:561 - 565.
- [4] SILVA D, WANG Y. Use of kinematic redundancy for design optimization in space-robot systems[C]//Proceedings of the 1993 American Control Conference Part 3. San Francisco:IEEE, 1993:1806 - 1810.
- [5] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system;

optimization by a colony of cooperating agent[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1):29 - 41.

- [6] ELLABIB I, CALAMAI P. Exchange strategies for multiple Ant Colony System[J]. Information Sciences, 2007, 177(5): 1248 - 1264.
- [7] DORIGO M, GAMBARELLA L. A cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1):53 - 66.
- [8] 胡祥培, 丁秋雷, 李永先. 蚁群算法研究评述[J]. 管理工程学报, 2008, 22(2):32 - 37.
- [9] ALBA E, LEGUIZAMON G, ORDONEZ G. Parallel ant algorithms for the minimum tardy task problem[C]//Proceedings-19th IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium. San Justo, Argentina: IEEE, 2004:1835 - 1846.
- [10] YAN Y, RAJANI M, LISA A. Ant system based flexible and cost effective routing for wireless face recognition[C]//2008 5th IEEE Consumer Communications and Networking Conference. Las Vegas:IEEE, 2008:675 - 679.
- [11] NILGÜN F, CELAL O, ORHAN E, et al. Investigation of Ant System parameter interactions by using design of experiments for job-shop scheduling problems[J]. Computers and Industrial Engineering, 2009, 56(2):538 - 559.
- [12] SHIGEYOSHI T. Cunning ant system for quadratic assignment problem with local search and parallelization[C]//Pattern Recognition and Machine Intelligence-Second International Conference. Kolkata, India:IEEE 2007:269 - 278.

(编辑 张宏)