

三维机器人路径规划的一种变异算子蚁群算法

李向军¹, 霍艳丽¹, 曾勍炜², 徐 鹰²

(1. 南昌大学信息工程学院, 江西 南昌 330031;

2. 南昌大学网络中心, 江西 南昌 330031)

摘要: 研究三维空间机器人路径规划问题, 由于系统求解时间较长、过早失去解的多样性、易陷入局部最优、个体适应度较差等问题, 通过构建三维工作空间模型、引入变异算子和搜索无碰路径策略来解决。提出适用于三维机器人路径规划的一种变异算子蚁群算法(Mutation Operator Ant Colony Algorithm, MOACA)。MOACA是一种关于模型构造的启发式搜索算法, 算法在改进启发式函数设计、选择概率确定、信息素更新策略等基础上, 引入逆转变异和插入变异算子, 通过选择逆转点反序排列部分路径节点和随机插入路径节点的方法搜索无碰路径, 对蚁群算法进行了局部优化改良。仿真结果表明, MOACA在搜索路径、收敛时间、适应度等方面较传统蚁群算法有明显改善, 算法是有效可行的。

关键词: 三维路径规划; 变异算子; 逆转变异; 插入变异; 蚁群算法

中图分类号: TP39 **文献标识码:** b

A Mutation Operator Ant Colony Algorithm to Three – Dimensional Path Planning of Robots

LI Xiang – jun¹, HUO Yan – li¹, ZENG Qing – wei², XU Ying²

(1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang Jiangxi 330031, China;

2. Network Center, Nanchang University, Nanchang Jiangxi 330031, China)

ABSTRACT: In view of the robot path planning in 3D space, there are so many problems, such as long computation, early loss of the solution diversity, easy to fall into local optimum, and poor individual fitness. To solve these problems, the Mutation Operator Ant Colony Algorithm(MOACA) is a good solution. The MOACA is made up of constructing 3D workspace model, introducing mutation operator and the strategy of searching non – collision path. Based on the construct of the model, MOACA is a heuristic search algorithm. It introduces reversal mutation and insertion mutation operator on the basis of the improved heuristic function design, selects probability and pheromone updating strategy. Through selecting turning point to array the nodes in reverse order and inserting random nodes to find the non – collision path, the optimization of ant colony algorithm is partly improved. The simulations show that the MOACA not only has good effectiveness and feasibility, but also is improved in the areas of path length, convergence speed and fitness.

KEYWORDS: Three dimensional path planning; Mutation Operator; Reverse mutation; Insertion mutation; Ant Colony Algorithm(ACA)

1 引言

蚁群系统(Ant Colony System, ACS)算法^[1]作为一类随

机全局优化技术, 方便操作、稳定性强、应用范围广。国内外路径规划算法大多基于二维空间, A*搜索法^[2]、遗传算法^[3]促进了相关问题在三维空间的发展。蚁群算法本身存在局限性和约束条件, 运用于三维路径规划中必然产生新的问题和挑战。

三维空间移动机器人路径规划^[4], 即在机器人行驶过程中, 按照一定标准规避障碍物, 在起始点和目标点之间寻找一条最满足约束条件的路径。三维空间机器人技术因问题

基金项目: 国家自然科学基金项目(1367014, 61262049); 江西省自然科学基金项目(20142BAB207011, 20142BAB217016); 江西省青年科学家培养计划项目(20112BCB23004); 江西省科技支撑计划重点项目(20111BBE50008); 江西省教育厅科技计划项目(GJJ14770)

收稿日期: 2014-05-08

空间的复杂性,增加了研究难度。目前,许多机器人路径规划算法都存在一定局限性, A^* 算法很难满足三维空间的复杂环境;遗传算法在简单环境下效果良好,但性能会随着环境复杂性的增加而迅速下降。

本文通过构建三维工作空间模型、引入变异算子改进蚁群算法和搜索无碰路径来解决三维路径规划问题中计算时间较长、过早失去解的多样性、易陷入局部最优、个体适应度较差等问题。笔者基于三维环境建模方法,在改进启发式函数设计、选择概率确定、信息素更新策略等基础上,引入逆转变异和插入变异算子,通过选择逆转点反序排列部分路径节点和随机插入路径节点的方法搜索无碰路径,对蚁群算法进行了局部优化改良,提出了一种适用于三维机器人路径规划的MOACA。仿真从搜索路径长度、收敛时间、个体适应度等角度,对MOACA算法和传统蚁群算法进行性能比对实验和分析。

2 三维路径规划问题

2.1 问题描述

三维路径规划设计^[5]就是在问题空间中找到符合约束条件的最优路径,该路径是一条由起点到终点的无碰曲线。如图1所示,设 E 为工作环境, E 的维度 $N=3$,存在 n 个联通的障碍区域 $A_i \subset E (i=1, 2, \dots, n)$,全体障碍物构成障碍区域的全集 $A = \bigcup_{i=1}^n A_i$,车辆自动活动的区域为 $(E - A)$,是不包括障碍物边界的开集。根据车辆的半径和约束条件“膨化”处理障碍物,得到互不相交、合适尺寸的球形障碍物,本文将问题空间中的障碍物描述成球形。

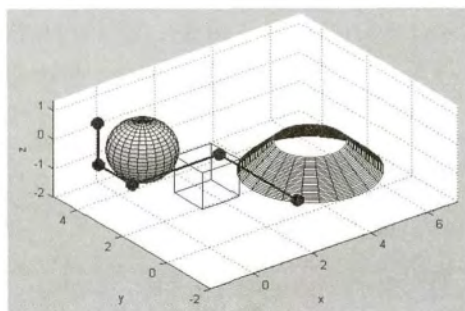


图1 路径规划问题描述

2.2 环境建模

环境建模^[6]是通过合适的算法,抽象的表达现实世界的三维空间信息。实质是通过提取和分析相关的环境特征,将其转换成特征空间中可以理解、识别和处理的数据。合理的建模方法能够降低空间复杂度、减少搜索量,本文采用的是栅格法^[7],主要思想是把立体等划成平面,然后再进行平面栅格,构造三维的地形图如图2所示。

在笛卡尔坐标系 $0-XYZ$ 中构造实验环境区域,即三维地形图规划空间。如图3所示, $A_1B_1 = A_nB_n = a$, $A_1D_1 = b$,对

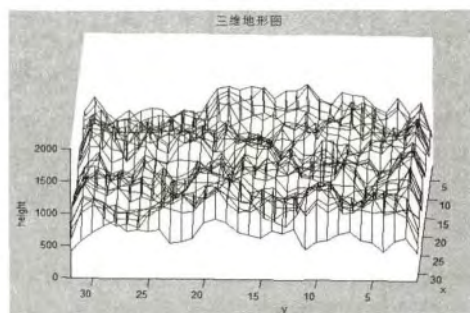


图2 三维地形图

规划空间进行平面分隔,得到平面 $\Pi_1, \Pi_2, \dots, \Pi_{n+1}$,对每个平面 Π_i 分别沿 X 轴和 Z 轴方向 m 等分,得到 m^*m 个栅格,根据不同方向的分隔将平面离散化为点集 $P(u, v, w) (u, v, w = \{0, 1, 2, \dots, m-1\})$,点 $P(u, v, w)$ 的坐标为

$$u = -a + \frac{2a^*i}{m}; v = \frac{i^*b}{n}; w = -a + \frac{2a^*k}{m} \quad (1)$$

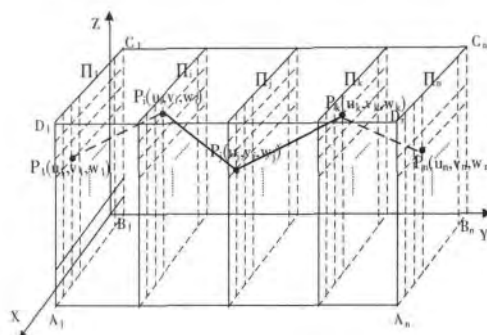


图3 规划空间的划分

车辆路径规划^[6]转化为起点到终点之间满足约束条件的点序列集合。在规划空间 $0-XYZ$ 坐标中表示,就是从起点(坐标原点 0)出发,到达 Π_1 上的某点 $P_1(u_1, v_1, w_1)$,再经过 Π_2 上的某点 $P_2(u_2, v_2, w_2)$,以此类推,构成从起点(坐标 0)到达终点(坐标 S)的一条避障路径 $P(0, P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_n, S)$ 。两点间距离根据距离公式求得,则距离之和即路径长度 L

$$L = \sum_{i=0}^{n+1} \sqrt{(u_{i+1} - u_i)^2 + (\frac{a}{n+1})^2 + (w_{i+1} - w_i)^2} \quad (2)$$

3 变异算子蚁群算法

3.1 相关概念

3.1.1 启发式函数

启发式函数的优劣直接影响算法的鲁棒性和收敛性,在规避障碍物要求的基础上,增加路径长度的约束。 f_1 与两点间距离长度成反比,考虑了最短路径的约束; f_2 在可行区域寻找路径,考虑了规避障碍物的要求。将路径长度和安全性同时作为评价函数,从而设计启发式函数

$$f = f_1 \cdot f_2 = \eta_{ij} \cdot f_2 = \frac{1}{d(i, j)} \cdot f_2 \quad (3)$$

$$f_2 = \begin{cases} 1 & j \in S_i^k \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

其中 η_{ij} 为 (i, j) 的能见度, 与路径长度 $d(i, j)$ 成反比; S_i^k 为蚂蚁 k 在位置 i 处的可行邻域(与点 i 相邻且未被 k 访问过的点集)。

3.1.2 转移概率

m 只蚂蚁初始化后, 根据概率式(8)选择路径。该方法避免蚂蚁在搜索刚刚开始就以较大概率集中在局部较短最优路径上, 失去解的多样性, 设置了蚂蚁的感觉阈值 q_0 , 只有当信息素达到阈限时, 蚂蚁才会根据式(9)进行选择。

$$P_{ij} = \begin{cases} \arg \max [\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta] & q \leq q_0 \\ \text{依 } P_{ij}^k \text{ 选择 } j & q > q_0 \end{cases} \quad (5)$$

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta \cdot f}{\sum [\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta \cdot f]} & j \in S_i^k \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

其中 α : 路径相对重要性; β : 能见度相对重要性; Q : 式(5)产生的随机变量; η_{ij} : 路径能见度; τ_{ij} : 路径强度; q : $[0, 1]$ 区间常数; q_0 : $[0, 1]$ 区间均匀分布随机数。

3.1.3 信息素更新策略

蚁群算法在信息素更新方式上存在不足: 当没有出现更优路径时, 蚁群算法会不断增加当前最优路径上的信息素, 随着时间积累, 很容易因群体迷失引起算法停滞。本文在此基础上, 设计信息素更新原则^[8]: 车辆经过路径 (i, j) 时, 适当降低该路径信息素浓度, 选中该路径的可能性随之下降, 增加了车辆选择其它更优路径的概率, 该方法将信息素局部更新和全局动态更新相结合。

1) 信息素局部更新

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \varepsilon) \tau_{ij}(t) + \varepsilon \tau_0 \quad (7)$$

2) 信息素全局动态更新

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \rho \Delta \tau_{ij} \quad (8)$$

$$\Delta \tau_{ij} = \frac{L_1 - L_g}{L_g} \quad (9)$$

其中 ε : 信息素局部更新蒸发率; ρ : 信息素全局更新蒸发率; L_1 : 本次迭代最优路径长度; L_g : 当前最优路径长度; $\Delta \tau_{ij}$: 全局更新信息素增量。

上述改进方法可以响应路径的动态变化, 随时调整当前最优路径上的信息素, 避免算法停滞。如果出现了更优路径, 那么该路径与已经存在路径的差值 $L_1 - L_g$ 增大, 由上述式(12)可知, 信息素浓度 $\Delta \tau_{ij}$ 增强, 从而吸引其它车辆选择该路径。经过多次迭代, 当前最优路径上的车辆不断增加, 这使得 $L_1 - L_g$ 逐渐减小, 根据式(12)不断减小信息素增量, 直至为0。经实验验证, 该方法更加适应路径变化, 精确控制信息素, 不至于因为过高而导致算法停滞, 陷入局部最优; 也不至于因为过低而影响收敛速度。

3.1.4 逆转变异

为了克服蚁群算法陷入局部最优解而引发算法停滞, 引入遗传算法^[9]中的变异算子, 包含逆转变异和插入变异, 经过局部优化后, 整个群体的性能会有明显改善。逆转变异^[10]是在所得某一路径中, 随机选择两点, 再把这两点之间的路径按反序插入到原路径中。过程如图4、5所示。

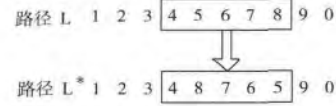


图4 逆转变异原理

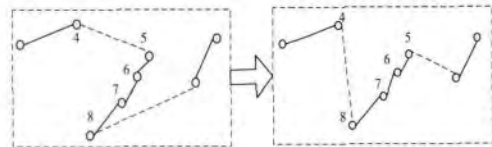


图5 逆转变异过程

图中路径 $L = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 0\}$, 选择4、8作为逆转变点, 经过逆转, 得到路径 $L^* = \{1, 2, 3, 4, 8, 7, 6, 5, 9, 0\}$ 。如图5所示, 按照该方法调整路径, 很显然路径更短。该变异操作属于细微调整, 因此局部优化精确很高。本文考虑到算法的复杂度和时间性能问题, 每次循环 m 只蚂蚁后, 在信息素更新前, 仅对循环中的最优路径进行逆转变异。变异后路径 L^* 和变异前路径 L 对比, 会产生如下几种情况: ① $L^* \geq L$, 则维持原值。② $L^* < L$, 保留新的最优解, 进行路径更新。

3.1.5 插入变异

插入变异^[10]是在所得某一路径中, 随机选择两个相邻的节点, 随机将其它节点插入两节点之间, 过程如下图6、7所示:

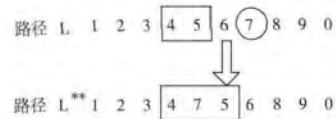


图6 插入变异原理

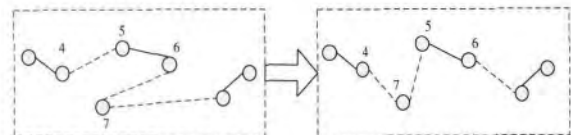


图7 插入变异过程

图7中选择节点7插入到节点4~5之间, 插入变异后, 得到路径 $L^{**} = \{1, 2, 3, 4, 7, 5, 6, 8, 9, 0\}$ 。如图7所示, 按照该方法调整路径, 很显然路径更短。多次迭代中, 如果最优解均未发生改变, 则对最优解可能进行的每一种插入^[8]进行尝试, 试图通过对全局最优解进行插入变异寻找更优解,

会产生如下几种情况: ① $L^{**} \geq L$, 则维持原值。② $L^{**} < L$, 保留新的最优解 进行路径更新。

3.2 算法描述

3.2.1 算法设计

构建蚁群算法求解路径规划问题模型, 车辆用蚂蚁来表示。每次迭代中, 车辆遵循路径选择规则选择下一节点, 按照信息素更新规则更新走过路径的信息素, 构建完整路径。全部车辆从起点走到终点时, 产生 m 条路径, 选择 m 条路径最优解进行逆转变异, 探索更优路径, 并调整信息素。如果多次迭代最优解未发生改变, 对全局最优解进行插入变异, 寻找更优解。通过简述可知, 算法分为 3 部分: 路径选择部分、信息素更新部分和引入变异部分, 而引入变异又包含逆转变异和插入变异。具体操作流程如图 8 所示。

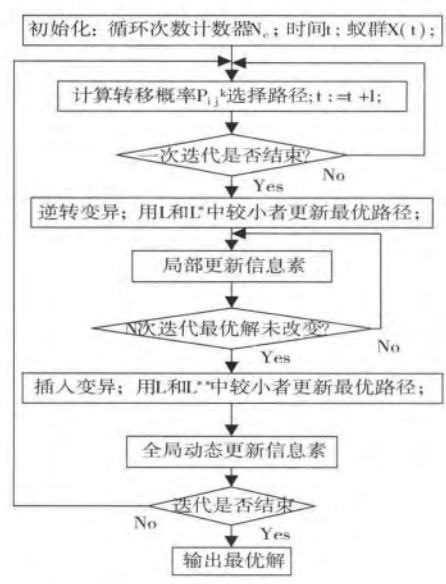


图 8 算法流程图

3.2.2 算法描述与分析

依据 3.2.1 节中的分析, 适用于三维机器人路径规划的变异算子蚁群算法步骤总结如下:

算法名称: 变异算子蚁群算法 MOACA(Mutation Operator Ant Colony Algorithm)

输入: 起始点 S, 终点 G, 初始化参数(迭代次数 nc ; 种群 m ; 轨迹相对重要性 α ; 能见度相对重要性 β ; 轨迹持久性 ρ ; 蚂蚁轨迹数量常数 Q);

输出: MOACA 算法路径总长 L ;

步骤 1: 构建三维环境模型, 初始点置于当前解集 X 中, 初始化运行参数;

步骤 2: 对每只蚂蚁 k , 通过信息素值 τ_{ij}^{new} 和启发式函数值 f , 按照式(5)(6) 确定 P_{ij}^k , 选择 j ; 蚂蚁移至 j , 并将 j 放入当前解集 X 中;

步骤 3: 判断所有蚂蚁是否完成了一次迭代, 若否, 转到

步骤 2;

步骤 4: 当前解集 X 中包含所有点集后, 计算每只蚂蚁路径长度 L 和目标函数值 Z_k , 并进行逆转变异; 比较 L 和 L^* 路径长度, 选择并记录当前迭代最优解, 令其为 L ;

步骤 5: 按照信息素局部更新式(7), 局部更新信息素;

步骤 6: 如果迭代未达到预定次数且 $N(N=30)$ 次迭代最优解未改变, 则进行插入变异; 比较 L 和 L^{**} 路径长度, 选择当前迭代最优解, 令其为 L , 并记录;

步骤 7: 按照式(8)(9), 全局更新信息素; 判断算法迭代是否达到预定次数, 若满足则输出最优路径长度 L , 否则转到步骤 2;

m 只蚂蚁, 进行了 nc 次迭代, 每次迭代循环 $n^* n$ 次, 因此 MOACA 算法时间复杂度为 $O(nc^* n^2 m)$, 如果选取 $m \approx n$, 则优化蚁群算法复杂度为 $O(k^* n^3)$ 。经理论和实验验证, 该复杂度在计算时间上可以控制在可接受范围内^[11]。同时, 本文路径规划设计是基于栅格法, MOACA 算法的实质是基于图的设计理念, Gutjahr WJ^[12] 在假设约束条件成立的基础上研究了图搜索算法, 并对收敛性进行了证明。也就是说, 如果一个算法要想满足收敛的条件, 那么必须满足上述假设的约束条件。

首先, $\alpha=1$ 的条件满足。其次, 最优解可求且唯一的情况一般是满足的, 并且目前已经有研究者得出结论: 该条件可以被放弃。再次, $f>0$ 的条件满足于最优路径上的任何两个节点间路径。最后, 其它路径上信息素增量为负值, 只有当前最优路径上的该值为正值。本文改进算法满足上述 4 个要求(文献[11]要求), 因此算法是收敛的。

4 实验与分析

4.1 实验环境与实验数据

本文采用了一台 PC 机(操作系统: Win7; 处理器: Intel (R) Core(TM) i7 - 3517U; 主频: 1.90GHz; 内存: 2GB) 算法由 Matlab2013 仿真实现。根据算法特点, 多次实验基础上调整, 确定算法相关参数设置如表 1 所示:

表 1 参数设置

参数	值
路径重要性	$\alpha=1$
启发因子	$\beta=2$
种群个数	$m=12$
局部信息蒸发率素	$\varepsilon=0.2$
全局信息素蒸发率	$\rho=0.7$

以仿真三维地形图为例, 按照 2.2 节环境建模方法构造问题空间。设置迭代次数为 300, 按照上表设置参数进行实验测试。

4.2 实验结果与分析

MOACA 算法与传统蚁群算法在路径长度、个体适应度发展趋势、最短路径长度收敛时间、迭代次数与路径最佳值

关系等方面设置对比实验,以验证 MOACA 算法的性能。实验结果如图 9-14 所示。

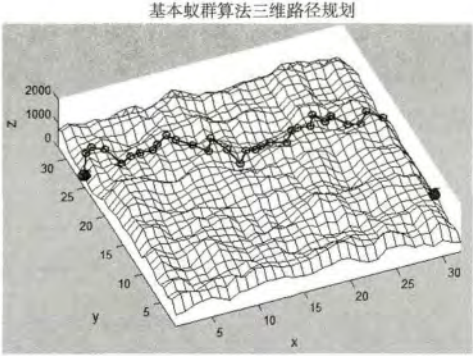


图 9 传统蚁群算法搜索结果

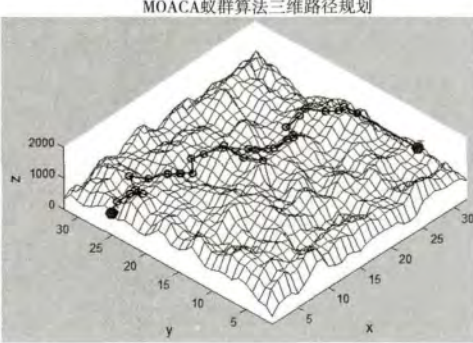


图 10 MOACA 算法搜索结果

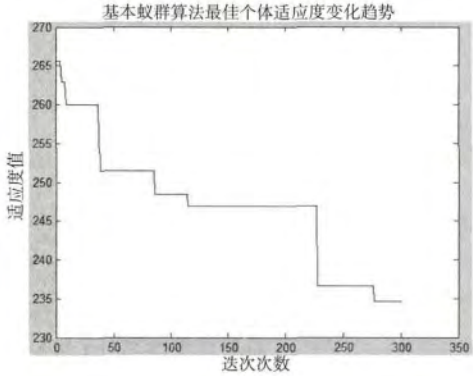


图 11 传统蚁群算法个体适应度变化趋势

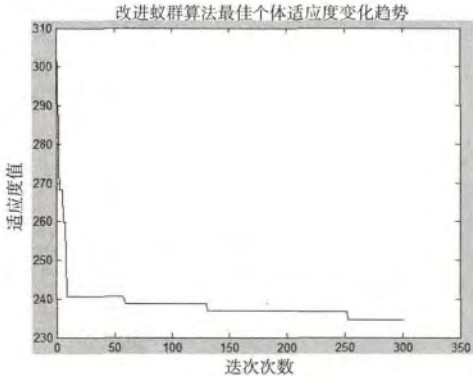


图 12 MOACA 算法个体适应度变化趋势

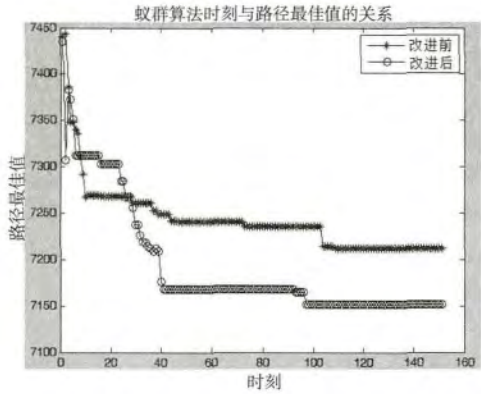


图 13 路径最佳值与收敛时间关系

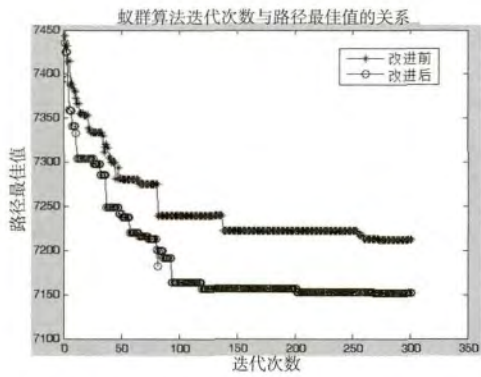


图 14 迭代次数与路径最佳值关系

通过图 11-14 所示,算法在个体适应度发展趋势、路径最佳值与收敛时间关系、迭代次数与路径最佳值关系方面展现的优势是显而易见的。现对最短路径长度值和算法收敛时间的统计数据进行分析,如表 2 所示。

表 2 算法收敛时间与路径长度对比表

比较项	算法名称	实验 1	实验 2	实验 3	平均
CPU	蚁群算法	1.82	1.67	1.59	1.69
time/s	MOACA	0.94	0.91	1.07	0.97
路径	蚁群算法	7296	7508	7183	7329
L/km	MOACA	7155	7251	6976	7127

通过表 2 数据可以看到,MOACA 算法的寻优时间几乎为传统蚁群算法的一半,表明本文算法在路径规划时间上是高效性。MOACA 算法平均路径长度约为 7127km,传统蚁群算法平均路径长度约为 7329km,MOACA 算法较传统蚁群算法路径缩短约 2.76%,说明该算法在提高路径规划时间方面效果良好。实验结果表明,在三维机器人路径规划求解过程中,MOACA 算法是可行有效的。

5 结论

本文通过构造三维模型作为实验环境,(下转第 394 页)

从图表2可以看出:专家系统的上升时间较小,衰减率也相对较好,但是超调量大,系统不稳定。粒子群算法的超调量比较好,但是牺牲了上升时间与调节时间。单纯形法的超调量、上升时间与调节时间都较好但是衰减率不太理想。

4 结束语

本文通过对经典优化方法(单纯形法)智能优化方法(粒子群法)和专家系统三种优化方法进行分析与比较,可知三种优化方法在准确性、快速性、稳定性方面各有侧重点,在实际生产过程中,可以根据不同的要求有选择的舍弃要求相对弱的环节,从而更好的达到效果。

参考文献:

- [1] 韩璞,张丽静. 热工过程控制系统参数优化方法的研究[J]. 华北电力学院学报, 1993, 20(1): 50-57.
- [2] 刘娜. 控制系统参数优化方法的研究[D]. 华北电力大学, 2002.

(上接第368页)

借鉴二维蚁群算法取得的切实有效的研究手段和方法,分析了蚁群算法的优势与劣势,改进了启发式函数和信息素更新策略,引入了逆转变异和插入变异避免算法陷入停滞,提出了一种适于三维机器人路径规划的变异算子蚁群算法。仿真结果表明,MOACA在搜索路径、收敛时间、适应度等方面较传统蚁群算法有明显改善,算法是有效可行的。此外,本文提出的变异算子蚁群算法也可推广应用于其它类似优化问题的求解。本文研究的路径规划问题规模有限,当规模增大时,改进算法能否取得满意的效果,尚需进一步验证和完善。

参考文献:

- [1] 齐勇,魏志强,殷波. 增强蚁群算法的机器人最优路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(1): 54-56.
- [2] P C Kevin, et al. AUV Path planning: An A* Approach to Path Planning Width Consideration of Variable Vehicle Speeds and Multiple, Overlapping, Time Dependent Exclusion Zone[C]. Proc of Symp on AUV Technology, 1992, 23(3): 79-84.
- [3] 郝艳玲,张京娟. 基于遗传算法的AUV三维海底路径规划[J]. 中国工程科学, 2003, 5(1): 56-60.
- [4] 刘雄,雷勇,涂国强. 基于蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机仿真, 2011, 11(28): 185-188.
- [5] 胡小兵,黄席樾. 基于蚁群算法的三维空间机器人路径规划. 重庆大学学报[J]. 重庆大学学报, 2004, 27(8): 132-135.
- [6] 胡荟,蔡秀珊. 机器人三维路径规划问题的一种改进蚁群算法[J]. 计算机工程与科学, 2012, 34(11): 153-157.

- [3] 韩璞. 智能控制理论及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2013.
- [4] 张家骏. 基于粒子群算法的PID控制器参数优化研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(10): 191-193.
- [5] 郭晨. 智能控制原理及应用[M]. 大连: 大连海事大学出版社, 1998.
- [6] 蔡自兴. 智能控制基础与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.

[作者简介]



洪博(1989-),男(蒙古族),河北承德人,硕士研究生,研究方向为分散控制系统设计与开发,燃料智能管理系统设计与开发。

董泽(1970-),男(汉族),河北省保定市人,教授,硕士研究生导师,研究方向为智能控制及其在工程中的应用,非线性控制,网络化控制等。

- [7] 何娟,涂中英,牛玉刚. 一种遗传蚁群算法的机器人路径规划方法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(3): 170-174.
- [8] 王沛栋,唐功友. 带容量约束车辆路由问题的改进蚁群算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(11): 163-164.
- [9] 石铁峰. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 计算机仿真, 2011, 2(28): 193-196.
- [10] 李士勇. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2005.
- [11] J Amores, N Sebe, P Radeva. Context-based object-class recognition and retrieval by generalized correlograms[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(10): 1818-1833.
- [12] W J Gutjahr. A Graph-Based Ant System and its Convergence[J]. Future Generation Computer System, 2000, 32(16): 886-888.
- [13] 马良,朱刚,宁爱兵. 蚁群优化算法[M]. 北京: 科学出版社, 2010.

[作者简介]



李向军(1972-),男(汉族),江西萍乡人,教授,主要研究领域为人工智能及应用,数据挖掘,智能计算。

霍艳丽(1987-),女(满族),吉林人,硕士生,主要研究领域为人工智能及应用,数据挖掘。

曾勃炜(1973-),男(汉族),江西人,硕士,教授,研究方向为计算机网络与应用、信息安全。

徐鹰(1957-),女(满族),辽宁人,教授,主要研究领域为计算机网络及应用。