

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107973

基于改进帝国竞争算法的 AUV 三维路径规划*

尹姝屹 毛剑琳 李斌

(昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500)

摘要: 针对传统蚁群算法在自主式水下机器人的三维路径规划中收敛速度慢、搜索效率低、求解质量差等问题,提出一种基于改进帝国竞争算法的三维路径规划方法。该方法以传统帝国竞争算法为框架,首先,在国家初始化部分引入蚁群思想来搜索初始路径,提高可行解的质量;其次,为确保算法在提高种群多样性的同时不会丢失优秀个体,在殖民地革命部分加入差分进化思想;最后,在3个不同规模的地图上进行仿真对比。仿真结果表明,改进后的帝国竞争算法充分利用传统帝国竞争算法收敛速度快、收敛精度高、具有较强的全局搜索能力的特点,提高了寻优过程的精度,加强了全局的寻优性,有效解决了传统帝国竞争算法容易陷入局部最优解的问题,最优路径的长度缩短了11%。

关键词: 水下机器人;三维路径规划;帝国竞争算法;差分进化算法

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

AUV three-dimensional path planning based on the improved imperial competition algorithm

Yin Shuyi Mao Jianlin Li Bin

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problems of slow convergence speed, low search efficiency and poor solution quality of traditional ant colony algorithm in three-dimensional path planning of autonomous underwater vehicle, a three-dimensional path planning method based on improved Empire competition algorithm is proposed. This method takes the traditional imperial competition algorithm as the framework. Firstly, the ant colony idea is introduced into the national initialization part to search the initial path and improve the quality of feasible solutions; Secondly, in order to ensure that the algorithm will not lose excellent individuals while improving population diversity, the idea of differential evolution is added to the part of colonial revolution; Finally, the simulation comparison is carried out on three maps of different scales. The simulation results show that the improved imperial competition algorithm makes full use of the characteristics of fast convergence speed, high convergence accuracy and strong global search ability of the traditional imperial competition algorithm, improves the accuracy of the optimization process, strengthens the global optimization, effectively solves the problem that the traditional imperial competition algorithm is easy to fall into the local optimal solution, and the length of the optimal path is shortened by 11%.

Keywords: autonomous underwater vehicle; three-dimensional path planning; imperial competition algorithm; differential evolution algorithm

0 引言

近年来,随着科学技术的发展,人类对空间和海洋探索脚步加快,海洋的勘探和开发也越来越受到关注^[1]。自主式水下机器人(autonomous underwater vehicle, AUV)因具有体积小、机动能力强、智能化程度高、自主灵活和操作风险低等特点^[2]而在海洋资源开发,环境质量监测^[3]和海

洋数据收集^[4]等领域发挥着越来越重要的作用。

在上述任务背景中,AUV的路径规划是最基本和最关键的前提^[5]。路径规划可以保证AUV在有障碍物的工作空间中找到从起点到目标点的最优路径。根据对环境的感知,路径规划可分为局部路径规划和全局路径规划^[6]。其中,全局路径规划适用于已知的海洋环境。解决全局路径规划此类问题,经常采用栅格法^[7]进行环境建模。基于

收稿日期:2021-09-27

* 基金项目:云南省重点研发计划项目(202002AC080001)资助

栅格法产生了许多算法,包括:A*算法^[8-9]、遗传算法^[10]、粒子群算法^[11]、蚁群算法(ant colony optimization, ACO)^[12-13]和人工势场法^[14]。随着仿生算法的发展,又出现了许多新的路径规划算法,如鱼群算法^[15]、狼群算法^[16]和萤火虫群优化算法等。文献[9]为无人机三维路径规划,引入变步长搜索节点法对A*算法进行改进,提高了A*算法的执行效率,但是问题的维度越大,越难满足A*算法的时空要求。文献[11]将路径规划问题转换为三次样条曲线的参数优化问题,利用粒子群算法对三次样条曲线进行优化,使机器人移动路径更加平滑,但粒子群算法容易产生早熟收敛,局部寻优能力较差。文献[12]引入了粒子群算法优化蚁群算法,提高了遗传算法的全局搜索能力,避免了陷入局部最优,但运算时间过长,路径搜索规划速度慢。2007年,Atashpaz等^[17]提出了一种基于社会政治进化的全局优化算法,即帝国竞争算法(imperial competition algorithm, ICA)。ICA相较于传统启发式算法具有较强的邻域搜索能力且收敛速度快,结构灵活,已广泛应用于车间调度^[18]、医学图像处理^[19]、参数优化^[20]和旅行商问题^[21]等领域。

基于上述分析,本文针对静态海洋环境下AUV航行路径最短路径规划问题,提出了一种改进ICA的全局路径规划方法,在殖民地革命部分引入差分进化算子,利用殖民地之间的信息交互产生新的殖民地,确保算法在提高种群多样性的同时不会丢失优秀个体。通过建立水下三维环境模型和推导衡量航行路径长度的成本函数,在3种不同规模的地图上寻找最优路径。

1 问题描述

1.1 三维环境建模

环境建模是水下机器人进行路径规划的基础,其建立方法对路径规划算法的时效性有很重要的影响。假设海洋环境地图是已知的,从水下三维地图中抽象出XOY平面与水平面重合的三维空间OXYZ。路径规划的海底环境使用数字高程模型(DEM)表示^[22],DEM通常表示为 (X_i, Y_i, Z_i) ,其中 X_i 和 Y_i 为平面坐标, Z_i 为 (X_i, Y_i) 对应的高程,使用MATLAB函数处理DEM并存储在一个二维数组中,其中每个数组索引包含相应坐标的高程值。DEM数据可以用栅格格式表示,也可以用基于矢量的不规则三角形网络表示。为便于路径规划,将DEM建模为栅格地图(XYZ)离散化水下机器人的工作区域,如图1(a)所示,其中每个点用 (X, Y, Z) 表示。

栅格地图可以看成起点和目标点之间的海洋环境被等距分割,形成垂直于X轴且平行于YOZ平面的 N 个平面 $\Pi_i (i = 1, 2, 3, \dots, N)$ 。起点位于第一个平面 Π_1 ,目标点位于最后一个平面 Π_N ,对于任意一个平面 Π_i ,沿Y轴和Z轴等分,使平面被划分为 $M \times L$ 个网格,如图1(b)所示。

机器人三维路径规划的本质就是在满足某些约束时,在环境中找出一条有效的最佳路径。采用栅格法建立的环

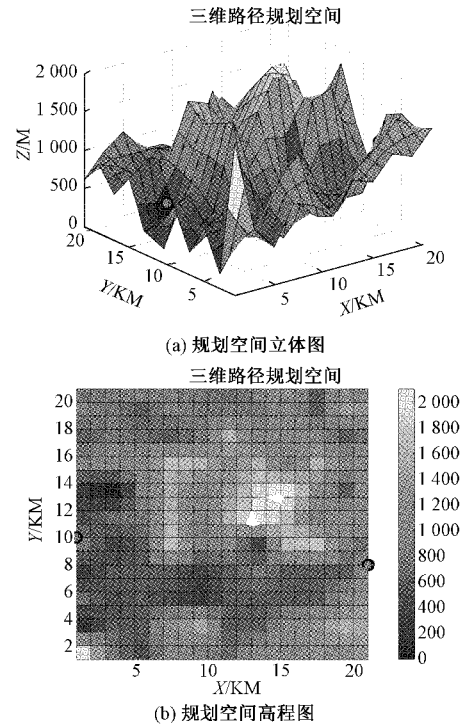


图1 水下三维环境模型

境模型,将三维环境离散为多个二维网格平面,那么机器人的三维路径规划问题就转变为在一个二维网格平面中可行路径点的分层搜索问题。然后,将路径点连接起来,从而得到符合要求的最优路径。

1.2 栅格搜索

取X轴为三维路径规划的主要方向,设定AUV沿着X轴方向航行。在搜索路径点的过程中,为了降低搜索过程的复杂程度提高搜索效率,设定机器人允许移动的最大横向距离为 y_{max} 和最大纵向距离为 z_{max} 。如图2所示,当位于平面 Π_i 上的路径点 p_i 在平面 Π_{i+1} 上搜索下一个路径点 p_{i+1} 就存在一个可视区域,只需搜索由 y_{max} 和 z_{max} 组成的可视区域中的栅格节点。

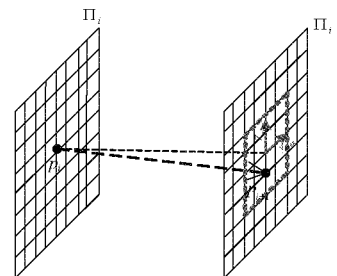


图2 栅格搜索可视区域

2 算法设计

2.1 帝国竞争算法基本思想

帝国竞争算法是Atashpaz等^[17]基于人类社会政治进

化现象提出的一种智能全局优化算法。算法中的每个国家均代表一个可能的解空间,在模拟社会政治进化的过程中,权力较小的帝国逐渐灭亡,权力较大的帝国占有其殖民地,以此来逐渐优化国家的解空间,使殖民地的代价函数收敛至最小,仅存在一个帝国,从而找到最优解。

2.2 求解三维路径规划的帝国竞争算法

1) 编码和代价函数

用帝国竞争算法解决路径规划问题,算法中的国家定义为每条路径遍历路径点顺序串联组成的数组 C_i , 一个国家代表一条路径。在采用栅格法建立的环境中,一条路径就是一系列栅格的有序排列。其中,前两个栅格为路径起始点 S 的纵坐标和高度值,后面紧接着是数量相同的中间路径点栅格,最后两个栅格为路径终点 G 的纵坐标和高度值。由于 AUV 沿着 X 轴方向栅格点依次前进,所以每一个路径点由该栅格点处的纵坐标值和该栅格点处的路径高度值表示,如图 3 所示。

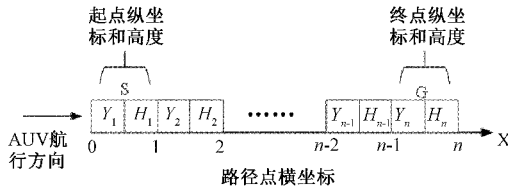


图 3 路径的编码示意图

在帝国竞争算法中,每个国家的成本函数表示路径的长短。在三维路径规划时,由于具有高度信息,不仅要考虑路径的欧几里得距离,还需考虑高度值对路径评价的影响。成本函数如式(1)所示:

$$F(i) = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2 + (Z_i - Z_j)^2} + |Z_i| \quad (1)$$

式中: (X_i, Y_i, Z_i) 为当前路径点坐标, (X_j, Y_j, Z_j) 为下一路径点坐标。

2) 初始化国家

利用蚁群算法随机产生 N_{pop} 个初始国家,算法中每个国家即代表一个解。为了区分殖民国家与殖民地,根据式(1)计算所有国家总路径长度并由小到大升序排列,选择成本函数值较低的前 N_{imp} 个国家作为初始的殖民国家,其余国家作为殖民地。分别计算每个殖民国家的实力,实力的大小与路径长度有关,如式(2)所示。

$$c_i = \frac{1}{dis(t)} \quad (2)$$

式中: $dis(t)$ 为第 t 个殖民国家的总路径长度, c_i 为第 t 个殖民国家的实力。

为了确定每个殖民国家的殖民地数量,对每个殖民国家进行殖民地分配,如式(3)和(4)所示。

$$P_t = \frac{c_t}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} c_i} \quad (3)$$

$$NC_t = round\{P_t \cdot N_{col}\} \quad (4)$$

式中: P_t 为第 t 个殖民国家在 N_{imp} 个殖民国家中的竞争力; NC_t 为分配给第 t 个殖民国家的殖民地数量, N_{col} 为殖民地数量。

3) 殖民地同化

殖民地同化是帝国内部相互学习和竞争的过程,帝国集团形成后,每个帝国集团中的殖民国家都会试图去增加其殖民地数量。将每个殖民国家的解信息传递其殖民地,殖民地会逐渐向其所属的殖民国家靠近。在本文中,殖民地路径向殖民国家路径靠近从而靠近更优解的位置,如图 4 所示。殖民地向其所属殖民国家移动的距离:

$$x \sim U(0, \beta \times d) \quad (5)$$

同化后新殖民地的位置:

$$\{X\}_{new} = \{X\}_{old} \pm U(0, \beta \times d) \times \{V\} \quad (6)$$

式中: $\beta > 1$, 表示殖民地可以从两个方向朝殖民国家靠近; d 为殖民地与殖民国家的距离,随机变量 x 服从 $\{0, \beta \times d\}$ 上的均匀分布; $\{V\}$ 表示殖民地指向所属殖民帝国的方向向量。

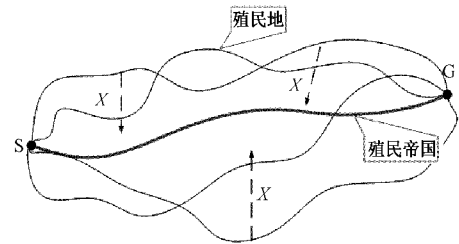


图 4 路径的同化

4) 殖民地革命

殖民地革命是根据革命概率来随机选择一部分殖民地,然后重新生成新的可行解对这些殖民地替换。这个操作是为了增强帝国竞争算法的搜索能力,在避免无效搜索的同时增加可行解的多样性,防止算法早期收敛到局部最优。但是,这种做法可能会使得一部分实力较强的殖民地丢失,从而导致可行解的质量变差且寻优精度降低。因此,引入差分进化的思想,殖民地之间通过信息交互来创建新的殖民地,这样,在增强可行解多样性的同时又保留了实力较强的优秀个体。

殖民地的差分进化过程描述如下:

(1) 变异

从殖民国家所拥有的殖民地种群中随机选择 3 个殖民地 $col_{r_1}, col_{r_2}, col_{r_3}$, 且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3$, 每一个殖民地 i 生成的变异向量为:

$$y_i = col_{r_1} + F \times (col_{r_2} - col_{r_3}) + rand(imp_{best} - col_i) \quad (7)$$

式中: imp_{best} 表示最好的殖民地国家,即全局最优值; F 为缩放因子,为了避免早熟现象,对于缩放因子 F 采用自适应调整:

$$\lambda = e^{-\frac{G_m}{G_m+1}G} \quad (8)$$

$$F = F_0 \cdot 2^\lambda \quad (9)$$

式中: λ 为自适应算子, G_m 为最大迭代次数, G 为当前迭代次数; F_0 为变异算子, 在本文中 $F_0 = 0.5$ 。

(2) 交叉

引入交叉算子可以增强种群的多样性, 对于每个殖民地个体的每一维度如下式进行交叉:

$$D_i = \begin{cases} y_i, & \text{rand} < P_{cr} \\ col_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: P_{cr} 为交叉概率, 在本文中为 0.9。

(3) 选择

该过程采用贪婪策略, 根据成本函数, 当新产生的殖民地新解 D 的实力大于原来殖民地的实力, 即 $F(D) < F(col)$ 时, 则新解 D 更新殖民地位置。如式(11)所示。

$$col_i = \begin{cases} D_i, & F(D) < F(col) \\ col_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

5) 殖民地和殖民国家交换位置

殖民地的同化和竞争操作使得殖民地的位置发生改变, 因此需要进行成本评估, 计算殖民地和殖民国家的成本函数。若殖民国家的成本函数值大于殖民地, 即殖民国家的势力小于殖民地, 则需交换两者的位置。殖民国家沦为殖民地, 殖民地成为新的殖民国家。

6) 帝国竞争

帝国竞争机制是殖民地再分配的过程, 实力较强的帝国占有实力较弱的帝国的殖民地, 是该算法收敛的关键步骤。帝国的实力包括该帝国殖民国家的实力和殖民地实力两个部分, 帝国竞争使实力较强的帝国变得更强大, 实力较弱的帝国变得更弱。帝国竞争过程的步骤如下:

(1) 计算每个帝国的总代价函数值, 即每个帝国的实力值 $T.C._n (n = 1, \dots, N_{imp})$ 。每个帝国总代价如式(12)所示。

$$T.C._n = F(imp_n) + \xi \times \frac{\sum_{i=1}^{N_{col}_n} F(col_i)}{N_{col}_n} \quad (12)$$

式中: imp_n 为第 n 帝国的殖民国家, $T.C._n$ 为第 n 帝国的总代价, ξ 为殖民地影响因子, 其大小决定了殖民地对整个帝国实力的影响程度, $0 < \xi < 1$, N_{col}_n 为第 n 帝国所拥有的殖民地总数量。

(2) 计算每个帝国占有最弱殖民地的概率。根据各帝国的总代价, 选择最弱帝国中最弱的殖民地作为帝国竞争的对象。在帝国竞争过程中, 即使最强的帝国也不一定能够占有最弱的殖民地, 每个帝国都有一定的占有概率, 概率计算如式(14)所示。

$$N.T.C._n = T.C._n - \max_i \{T.C._i\} \quad (13)$$

$$P_n = \frac{N.T.C._n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} N.T.C._i} \quad (14)$$

式中: $N.T.C._n$ 为第 n 帝国的标准化总代价, P_n 为第 n 个帝国占有最弱殖民地的概率。

(3) 所有帝国的占有概率构成一个向量 P :

$$P = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_{N_{imp}}] \quad (15)$$

构造一个与向量 P 同维的随机向量 R :

$$R = [R_1, R_2, R_3, \dots, R_{N_{imp}}] \quad R_1, R_2, R_3, \dots, R_{N_{imp}} \sim U(0,1) \quad (16)$$

将向量 P 和向量 R 相减形成向量 D :

$$D = P - R = [D_1, D_2, D_3, \dots, D_{N_{imp}}] \quad (17)$$

式中: 向量 D 中值越大, 对应的帝国实力越大, 因此向量 D 中最大值对应的帝国将会占有最弱国家的最弱殖民地。

7) 帝国灭亡

在帝国竞争中, 较强的帝国占有越来越多的殖民地而变得更强, 较弱的帝国逐渐丢失殖民地, 当一个帝国所有殖民地都丢失时, 该帝国覆灭。在理想情况下, 当只剩一个帝国时, 算法终止; 或者当算法达到最大迭代次数时, 算法终止。具体流程如图 5 所示。

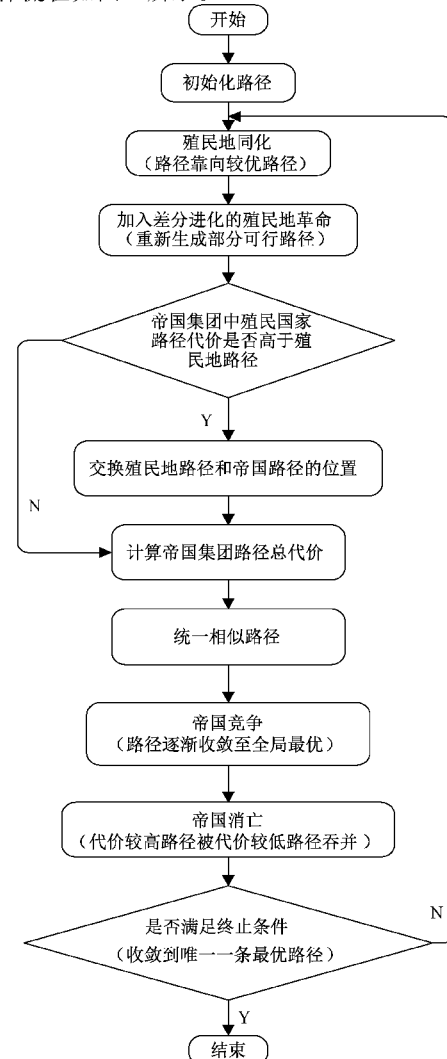


图 5 算法流程图

3 仿真与分析

3.1 测试用例与环境

为了充分验证本文改进帝国竞争算法与现有传统蚁群算法和传统帝国竞争算法在求解 AUV 三维路径规划问题中的有效性和可行性,选用 21×21 、 50×50 和 80×80 三个不同规模的地图对 3 种算法进行仿真对比验证。实验环境:CPU 为 AMD Ryzen 5 4600U with Radeon Graphics 2.10 GHz,内存为 16 GB,操作系统为 64 位 Windows 10,仿真软件使用 MATLAB R2020b。仿真参数设定如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

Parameter	Value		
Size(地图规模/km)	21×21	50×50	80×80
N_{pop} (国家数量)	100	300	500
N_{imp} (帝国数量)	10	30	50
Iteration(迭代次数)	1 000	1 500	2 000
F_0 (变异算子)	0.5	0.5	0.5
P_{cr} (交叉概率)	0.9	0.9	0.9

3.2 仿真结果与分析

1) $21 \text{ km} \times 21 \text{ km}$ 栅格环境仿真实验

为了验证所提方法的有效性和可行性,实验环境在跨度为 $21 \text{ km} \times 21 \text{ km}$ 的一片海域中搜索一条从起始点到终点能够避开所有障碍物的最短、最优路径,将传统蚁群算法^[23]、传统 ICA 和改进 ICA 在三维路径规划中进行仿真对比。为了方便问题的求解,取该片区域内最深点的深度为 0,其他高度根据最深点来定。在 21×21 的栅格地图中,AUV 起点坐标为(1,10,4),终点坐标为(21,8,5)。参数设定如表 1 所示,仿真结果如图 6 和 7 所示。

为避免本次仿真实验中实验结果存在随机性,提取 50 次实验数据进行分析,如表 2 所示。

由图 6、7 和表 2 可知,传统 ACO 和传统 ICA 规划的路径更加曲折,相比之下改进后的 ICA 规划的路径更平滑,与传统 ACO 相比路径长度缩短了 7.7%,与传统 ICA

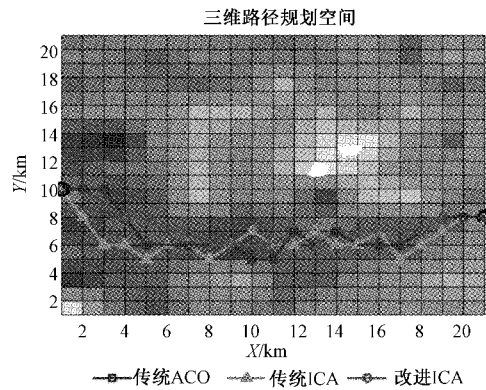


图 6 三维空间路径规划图

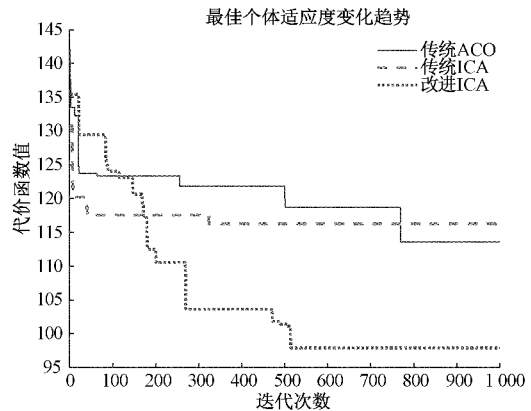


图 7 最优目标值迭代对比图

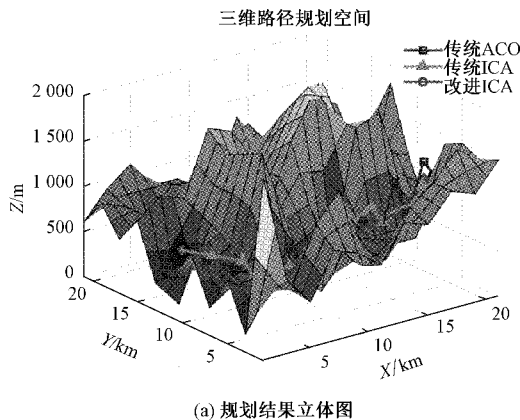
表 2 50 次仿真结果

	最优路径 长度	最差路径 长度	平均路径 长度
传统 ACO ^[23]	107.987	118.059	112.968
传统 ICA ^[17]	112.287	120.916	116.195
改进 ICA	98.755	117.555	104.244

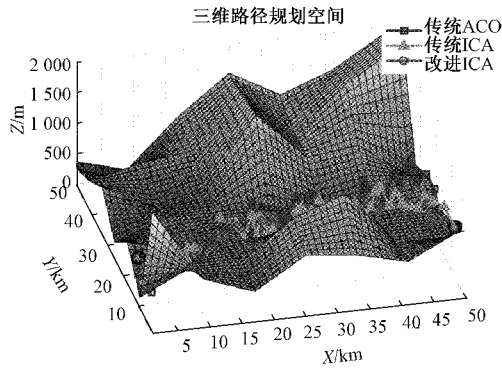
相比路径长度缩短了 10.2%。传统 ACO 收敛速度较慢,传统 ICA 收敛较快,能够快速找到最优解。但是传统 ICA 由于收敛过快,容易陷入局部最优。相比于前两种算法,改进的 ICA 有效克服了算法陷入局部最优的问题,具有更好的全局寻优能力,收敛得到的代价函数值更小,路径长度更短。为进一步验证该算法的有效性,将在其他环境下进行仿真。

2) $50 \text{ km} \times 50 \text{ km}$ 栅格环境仿真实验

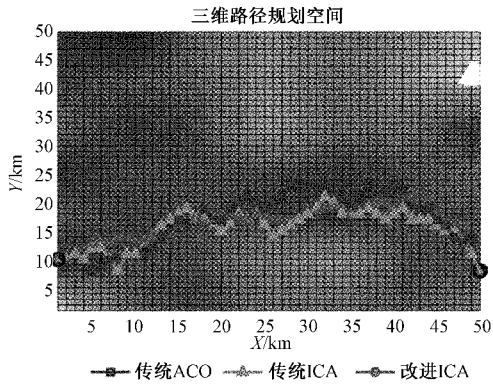
在 $50 \text{ km} \times 50 \text{ km}$ 的栅格环境下进行仿真对比,AUV 起点坐标为(1,10,4),终点坐标为(50,8,4)。参数设定如表 1 所示,仿真结果如图 8 和 9 所示。为避免本次仿真实验中实验结果存在随机性,提取 50 次实验数据进行分析,如表 3 所示。



(a) 规划结果立体图



(a) 规划结果立体图



(b) 规划结果俯视图

图8 三维空间路径规划图

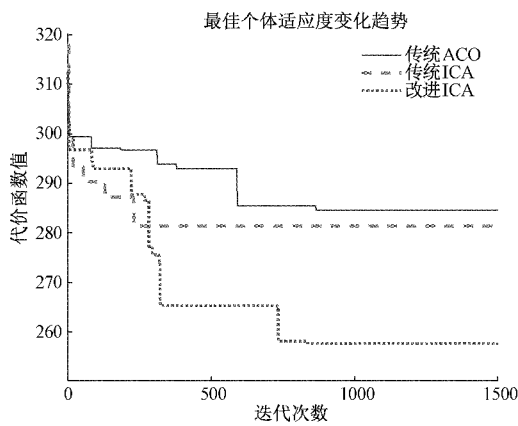


图9 最优目标值迭代对比图

表3 50次仿真结果 km

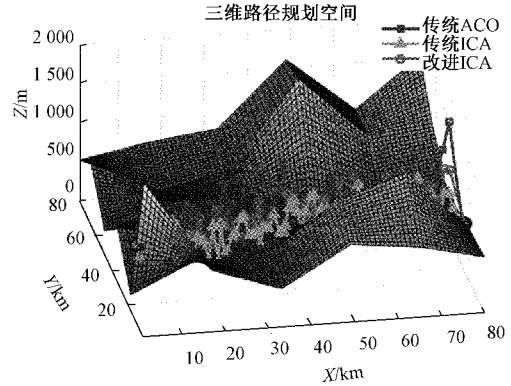
	最优路径 长度	最差路径 长度	平均路径 长度
传统 ACO ^[23]	276.471	298.199	285.672
传统 ICA ^[17]	262.931	292.898	277.393
改进 ICA	238.685	264.578	247.889

如图8,9和表3所示,改进后的ICA与传统ACO和传统ICA相比,规划的路径更短更平坦,比传统ACO的路径长度缩短了13.2%,比传统ICA的路径长度缩短了

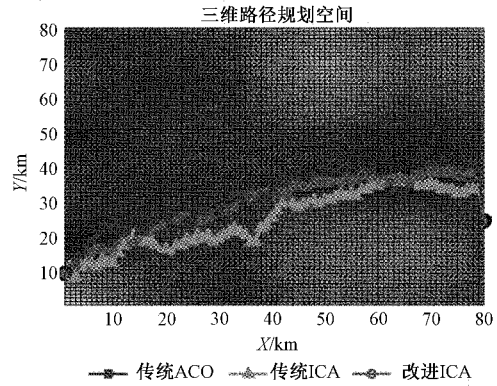
10.6%。改进后的ICA由于加入差分进化提高了可行解的多样性,在路径搜索中避免了无效搜索,克服局部最优,收敛得到的路径长度更短。

3) 80×80 栅格环境仿真实验

在80×80的栅格环境下进行仿真对比,AUV起点坐标为(1,10,4),终点坐标为(50,8,4)。参数设定如表1所示,仿真结果如图10和11所示。



(a) 规划结果立体图



(b) 规划结果俯视图

图10 三维空间路径规划图

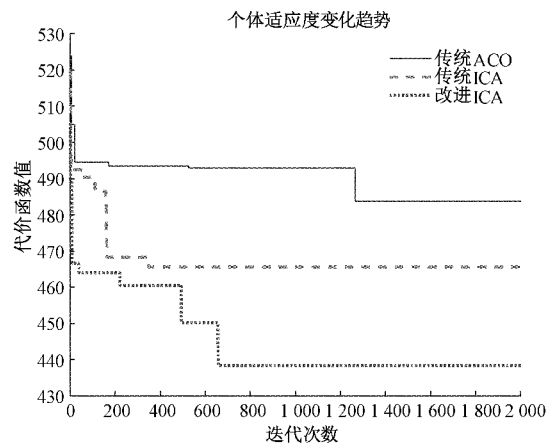


图11 最优目标值迭代对比图

为避免本次仿真实验中实验结果存在随机性,提取50次实验数据进行分析,如表4所示。

表 4 50 次仿真结果 km

	最优路径 长度	最差路径 长度	平均路径 长度
传统 ACO ^[23]	471.013	511.923	491.277
传统 ICA ^[17]	449.965	493.855	470.883
改进 ICA	430.515	477.574	454.376

由图 10、11 和表 4 可知,改进后的 ICA 比传统 ACO 路径长度缩短了 7.5%,比传统 ICA 路径长度缩短了 3.5%,传统 ACO 规划的路径比较曲折。与两种现有算法相比,改进后的 ICA 收敛速度更快,收敛得到的解质量更优。

综上所述,在求解 AUV 三维路径规划的问题时,改进后的 ICA 性能明显优于传统 ACO 和传统 ICA。在求解过程中,能够有效克服算法陷入局部最优的问题,收敛速度快,求解质量更好。在更大规模的环境下,随着问题维度的增加,改进后的 ICA 具有更强的全局搜索能力,能够快速收敛找到最优解,规划的路径更为平滑且路径长度较短,符合机器人的移动规则。

4 结 论

针对蚁群算法存在的收敛速度较慢,搜索能力较弱,全局寻优质量差等问题,本文提出一种基于帝国竞争算法的三维路径规划方法。由于传统帝国竞争算法收敛速度快,容易陷入局部最优解,本文进一步引入差分进化的思想,改进算法中殖民地革命环节,既保证了可行解的多样性,又避免了丢失较优解。与两种传统算法的仿真对比,改进后的 ICA 可准确的追踪到全局最优解,有效避免陷入局部最优,能够规划出更短路径。后续将进一步围绕复杂的海洋环境情况展开研究,包括障碍物和复杂海流对 AUV 路径规划和能耗的影响。

参考文献

[1] 李亚南,黄海滨,陈亮名,等. 变化海流环境下 AUV 能量最优三维路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3667-3674.

[2] 李娟,袁锐锟,张宏瀚. 基于领航跟随法的多 AUV 编队控制算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 237-246.

[3] 黄琰,李岩,俞建成,等. AUV 智能化现状与发展趋势[J]. 机器人, 2020, 42(2): 215-231.

[4] ZHOU Q J, LI X SH, HUANG B G, et al. Inversion of the physical properties of seafloor surface sediments based on AUV sub-bottom profile data in the northern slope of the South China Sea[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 6539-6539.

[5] 赵苗,高永琪,吴笛霄,等. 复杂海战场环境下 AUV 全局路径规划方法[J]. 国防科技大学学报, 2021,

43(1): 41-48.

[6] 彭湘,向凤红,毛剑琳. 一种未知环境下的移动机器人路径规划方法[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(5): 961-966.

[7] HU ZH Y, WANG ZH, YIN Y. Research on 3D global path planning technology for UUV based on fusion algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1871(1), DOI: 10.1088/1742-6596/1871/1/012128.

[8] WANG Z, XIANG X. Improved astar algorithm for path planning of marine robot[C]. 2018 37th Chinese Control Conference (CCC), Wuhan: IEEE, 2018: 5410-5414.

[9] 付道阔,范平清. 改进 A* 算法的三维无人机路径规划[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(12): 155-159.

[10] MOHAMED E, ALAA, ABOUL E H. Bezier curve based path planning in a dynamic field using modified genetic algorithm [J]. Journal of Computational Science, 2018, 25: 339-350.

[11] 吴宪祥,郭宝龙,王娟. 基于粒子群三次样条优化的移动机器人路径规划算法[J]. 机器人, 2009, 31(6): 556-560.

[12] 张成,凌有铸,陈孟元. 改进蚁群算法求解移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1758-1764.

[13] 徐玉琼,娄柯,李婷婷,等. 改进自适应蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 89-95.

[14] 韩尧,李少华. 基于改进人工势场法的无人机航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(11): 3305-3311.

[15] 郭伟,秦国选,王磊,等. 基于改进人工鱼群算法和 MAKLINK 图的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2020, 35(9): 2145-2152.

[16] 王永琦,江潇潇. 基于混合灰狼算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(7): 1294-1301.

[17] ATASHPAZ G E, LUCAS C. Imperialist competitive algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition [C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, IEEE, 2008:4661-4667.

[18] 杨小东,康雁,柳青,等. 求解作业车间调度问题的混合帝国主义竞争算法[J]. 计算机应用, 2017(2): 517-522.

[19] DAMGHANI H, MOFRAD F B, DAMGHANI L. Medical JPEG image steganography method according to the distortion reduction criterion based on an imperialist competitive algorithm [J]. IET Image Processing, 2021, 15, DOI:10.1049/ipr2.12055.

- [20] LUCIAN B. Imperialist competitive algorithm for determining the parameters of a Sugeno fuzzy controller[J]. International Journal of Advanced Statistics and IT&C for Economics and Life Sciences, 2020, 10(1): 43-55.
- [21] 张鑫龙, 陈秀万, 肖汉, 等. 一种求解旅行商问题的新型帝国竞争算法[J]. 控制与决策, 2016(4): 586-592.
- [22] SANGEETHA V, KRISHANKUMAR R, RAVICHANDRAN K S, et al. Energy-efficient green ant colony optimization for path planning in dynamic 3D environments[J]. Soft Computing, 2021, 25(15): 1-21.
- [23] 郁磊. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011: 229-236.

作者简介

尹姝屹, 硕士研究生, 主要研究领域为水下机器人的三维路径规划。

E-mail: 1737067589@qq.com

毛剑琳, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为通信网络资源分配、网络化控制系统研究、智能优化算法研究等。

E-mail: 1318524654@qq.com

李斌, 硕士研究生, 主要研究领域为水下机器人的三维路径规划。