

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106337

# 协同进化算法在三维路径规划中的研究

李承睿 尹姝屹 毛剑琳  
(昆明理工大学 云南 650000)

**摘要:** 智能水下机器人在众多重要领域都是必不可少的一环,如水下资源探测、海洋数据勘察、水下通信作业、水下科研数据采集等。在传统路径规划中,蚁群算法被广泛应用,但是也由于蚁群在选择路径上具有一定的随机性,蚁群数量庞大,所以算法寻优速度缓慢不容易收敛,且存在局部最优等问题。因此主要针对水下机器人的三维路径规划问题进行优化,提出了一种协同进化算法。将蚁群算法与粒子群算法协同进化与动态信息素的蚁群算法进行对比,提高了算法的效率与稳定性,使种群能更快选择出更优的路径以达到到达目标节点。

**关键词:** 水下机器人;蚁群算法;粒子群算法;协同进化算法

**中图分类号:** TP2    **文献标识码:** J    **国家标准学科分类代码:** 120.1010

## Coevolution algorithm for 3D path planning of underwater vehicle

Li Chengrui Yin Shuyi Mao Jianlin  
(Kunming University of Science and Technology, Yunnan 650000, China)

**Abstract:** Ant colony algorithm plays an important role when intelligent underwater robots carry out path planning in areas such as ocean development, underwater operation, submarine exploration, submarine rescue and life assistance. Because the ant colony algorithm has a certain randomness, together with the large number of ant colonies, it is not only slow to find the optimal solution of the algorithm, but also has interference with problems such as local optimal solutions. In this paper, a co-evolution algorithm is proposed to optimize the three-dimensional path planning problem of the underwater vehicle. By comparing the ant colony algorithm with the particle swarm algorithm and the ant colony algorithm of dynamic pheromone, the efficiency and stability of the algorithm are improved, and the population can select a better path faster to reach the target node.

**Keywords:** underwater vehicle; ant colony algorithm; particle swarm optimization algorithm; coevolution algorithm

## 0 引言

路径规划是指在有的空间中找到一条从起点到终点的无障碍的最优路径,传统算法中有多种算法可以用于<sup>[1]</sup>路径规划,如人工势场法、可视图法、拓补法等。随着计算能力的快速发展,蚁群算法、遗传算法、粒子群算法等也在移动机器人路径规划领域中被广泛应用。

传统的路径规划算法都存在一定的短缺,例如遗传算法在解决大范围目标时编码复杂,时空复杂度较大<sup>[2]</sup>。文献<sup>[2]</sup>中指出了一种改进的遗传算法,将遗传算法与分层思想相结合,能有效地克服遗传算法早熟、局部寻优能力差的缺点。基于栅格模型的改进蚁群算法采用折返迭代方式,采用惯性原则和最大信息素搜索策略使蚂蚁对最优路径越发敏感,提高算法的效率和稳定性<sup>[3]</sup>。

因此本文提出了一种协同进化算法,将粒子群与蚁群

算法相结合,让两种算法优势互补,达到提高寻优效率,且改善算法性能的目的,并通过 MATLAB 平台进行仿真实验验证说法的可行性与适应性。

## 1 相关工作

### 1.1 改进的蚁群算法分析

蚁群算法(ant colony algorithm, ACO)最初设计是由<sup>[4]</sup>意大利著名生物学者 Marco Dorigo、Maniezzo 等于 20 世纪 90 年代首次研究提出,其蚁群算法设计灵感主要来自于在人类自然界生活中的各类蚂蚁及其群体之间通过相互竞争、相互合作等多种途径相互搜索所可能需要的商品食物种类来源,最终通过搜索结果得到一条用于蚂蚁即将无法到达最短觅食途径的主要食品食物来源。由于每一只小的蚂蚁在经过每一条传播途径时候它都会自动释放出蚂蚁<sup>[5]</sup>相应的一些信息素,蚂蚁群之间多少能够相互感知蚂

蚁释放出来的这些信息素从而彼此进行相应信息的方向传递,蚂蚁朝着它们释放出来的这些信息素多少有路径性的移动和方向行走,由此可以使之形成一种互为信息反馈的工作机制。在蚂蚁经历一定的觅食时间以后,最短的觅食路径上由于能够继续行走的最优蚂蚁群数量最多,大部分的蚂蚁群便自然会沿着自己所预先选定的觅食路径行走来不断寻找最优蚂蚁食物量的来源,从而最终产生一条适合蚂蚁的最优觅食路径。蚁群算法同时也是一种用于解决路径优化的概率型算法。早期的蚁群算法常被广泛地应用于<sup>[6]</sup>旅游商组合优化问题(TSP)中,随着科学家和研究者对蜂窝蚁群算法进行了逐步探索,蚁群算法逐渐开始广泛地应用于组合优化的问题上<sup>[7]</sup>,如 Job-shop 问题、网络路由问题等。

针对蚁群分析算法中普遍存在的不足之处,国内外众多专家学者对此进行了深入研究和不断改进。文献<sup>[8]</sup>针对复杂情况下的蚁群路径进行了规划,改进了传统的蚁群算法,但是该方案所规划的蚁群路径仍然存在着尖峰,算法的全局能力也仍然有待加强;文献<sup>[9]</sup>通过利用聚类算法在环境识别方面的能力,提出了一种基于动态信息素的改进的蚁群路径规划算法,解决了蚁群在整个全局搜索中收敛率较慢的问题。

把每一个信息素数据库储存到数学模型对应的一个离散节点中,每个离散节点都包含一个信息素的值,该节点信息素数据库值的大小取决于该节点对蚂蚁的吸引力程度,该节点的信息素经过后进行了更新。该点信息素值的大小代表该节点对蚂蚁的吸引程度,该点信息素在每只蚂蚁经过后进行更新。

信息素的更新<sup>[10]</sup>可以大致分为节点局部最优更新和全局最优更新两种改变方式,这两种局部更新的改变方式每一个节点都会通过影响改变该一个节点的局部信息素数和值改变大小,从而直接通过影响接受到一个蚂蚁对于其他蚂蚁下一步更新节点的信息选择,局部最优更新主要目的是用来指对于当一个新的蚂蚁经过另一个新的节点时,防止其他蚂蚁下次容易地重新选择重复的信息路径,陷入一个节点局部最优,便直接减少该一个节点的局部信息量和素值大小来从而保证蚂蚁选择的信息多样性,局部最优更新时对该个节点的局部信息素数和值的改变大小一般如式(1)所示。

$$\tau_{ijk} = (1 - \xi) \cdot \tau_{ijk} \quad (1)$$

全局更新<sup>[11]</sup>是指当蚂蚁从初始节点最终走到目标节点,完成了路径的规划时,便以所搜索到的路径长度值大小作为评标准,从路径集合中选出其中最短的路径,增加该集合中的最优路径所经过的节点的信息素值,全局更新后节点信息素值大小如式(2)、(3)所示。

$$\tau_{ijk} = (1 - \rho) \cdot \tau_{ijk} + \rho \cdot \Delta\tau_{ijk} \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ijk} = K / \min(\text{length}(m)) \quad (3)$$

传统的蚁群算法在路径规划中,信息素的挥发因子参

数  $\rho \in [0, 1]$ , 对于蚂蚁的路径搜寻能力与算法的收敛率速度都有着很大的影响,且该参数的取值在算法迭代的过程中总是保持不变。如果信息素的挥发因子<sup>[12]</sup>取值太小,则表示信息素的挥发缓慢,这样就会大大降低蚁群对于全局的搜索能力,容易使得蚁群算法的结构陷入到一种局部最优化的理论困境;若该取值过高,会直接导致蚂蚁对于路径的筛选随机性比较大,降低了蚂蚁的择优能力,使得该算法的收敛缓慢。考虑到环境变化的复杂程度以及蚁群算法的迭代次数对于该算法的影响,通过更新节点信息素的挥发速率<sup>[13]</sup>和节点挥发因子更新方式,从而提高蚂蚁整体的全局搜索能力,加快蚁群算法的整体收敛。具体的思路是在后期算法的初期阶段,将一个较大的信息素动态挥发因子定义为一个较大的值,增强了蚂蚁的整体全局搜索能力,防止后期算法在初始阶段就陷入一个局部最优化的求解,在后期的算法迭代中,设置该值为一个较小的值,便于可以大幅度地加快后期算法的收敛速度,降低后期算法的搜索所需使用时间,信息素动态挥发因子  $\rho$  定义表示为:

$$\rho = \left( \frac{2T}{T+t} \right) \times 0.1 \quad (4)$$

其中,  $T$  代表总迭代次数,  $t$  代表当前迭代次数。

## 1.2 粒子群算法分析

PSO 算法主要具有的优势之一就是<sup>[14]</sup>它所设计的模型简单,不必输入任何梯度信息,控制参数少,易于操作和实现,运行速度快;然而存在一个收敛过程容易出现暂时性停滞和收敛精确性低的缺陷。

在问题求解中,在这个太空问题的基本求解中,每个粒子以其物体几何上的位置与物体运动之间加速度的一种向量关系来进行代替,每个粒子都需要通过参考自身最有价值的最优飞行方向和整个鸟群空间公认的最优飞行方向等来决定自己的飞行方向。

每个粒子  $X$  可标识为:

$$X = \langle p, v \rangle = \langle \text{几何位置}, \text{速度向量} \rangle$$

PSO 算法实现步骤如下。

1) 构造初始粒子群体,随机产生  $n$  个粒子  $X_i = \langle p_i, v_i \rangle (i=1, 2, \dots, n)$ 。

$$X(0) = (X_1(0), X_2(0), \dots, X_n(0)) = (\langle p_1(0), v_1(0) \rangle, \langle p_2(0), v_2(0) \rangle, \dots, \langle p_n(0), v_n(0) \rangle) \quad (5)$$

2) 选择

假定以概率 1 选择  $X(t)$  每一个体。

求出每个粒子  $i$  到目前为止所找到的最优粒子  $X(t) = \langle P_{ib}(t), v_{ib}(t) \rangle$ 。

求出当前种群  $X(t)$  到日前位置所找到的最优粒子  $X_{gb}(t) = \langle P_{gb}(t), v_{gb}(t) \rangle$ 。

3) 繁殖,对每个粒子  $X_i(t) = \langle p_i(t), v_i(t) \rangle$ , 令:

$$p_i(t+1) = p_i(t) + av_i(t+1) \quad (6)$$

$$v_i(t+1) = C_1 v_i(t) + C_2 r_1(0,1)[P_{ib}(t) - P_i(t)] + C_3 r_2(0,1)[P_{gb}(t) - P_i(t)] \quad (7)$$

其中,  $r$  为  $(0,1)$  中的随机数;  $C_1$  为惯性系数;  $C_2$  为自身惯性系数;  $C_3$  为社会学习系数。

由此形成第  $t+1$  代粒子群。

$$X(t+1) = (X_1(t+1), X_2(t+1), \dots, X_n(t+1)) = (\langle p_1(t+1), v_1(t+1) \rangle, \langle p_2(t+1), v_2(t+1) \rangle, \dots, \langle p_n(t+1), v_n(t+1) \rangle) \quad (8)$$

4) 终止检验, 如果  $X(t+1)$  已经产生了满足精度要求的近似解或达到进化代数的要求, 则停止了计算并重新输出  $X(t+1)$  最佳个人的近似解。否则对于  $t=t+1$  转入步骤 2)。

### 1.3 协同进化算法分析

此算法的主要思想是以<sup>[15]</sup>一般演化算法框架为基础, 将种群分为若干子种群, 再进一步考虑子种群之间基于合作关系的协同进化。算法在每次迭代中都依次进行演化过程和协同过程, 其中演化采用一般演化算法的遗传操作方法, 采用生态模型和协同进化结构来扩展进化算法是一种非常有效提高效率的方法。适应度评价是影响算法运行效率的重要因素, 降低群体规模或减少种群数目, 都会在一定程度上影响解的质量, 使用良种共享机制, 根据子种群间合作收益关系来产生下一代子种群即优良种群, 再将优良种群反馈回两个普通种群, 便可更有效地提高寻优速率, 如图 1 所示。

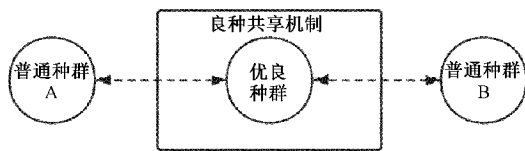


图 1 良种共享机制

如下为协同进化算法基本流程, 如图 2 所示。

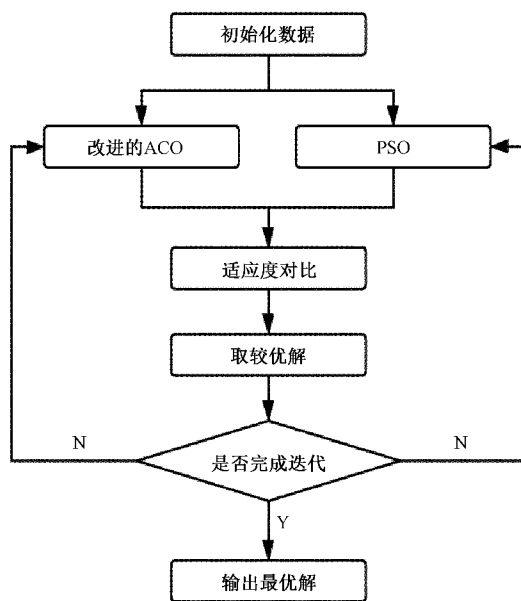


图 2 协同进化算法流程

1) 初始化。为粒子群和蚂蚁种群分配同一个目的节点, 每个群体拥有的种群数相同。

2) 两个群体按照自己的运算法则搜索源节点到目标节点满足所有约束条件的路径。

3) 适应度评价。迭代后所得到的各自最优解进行对比分析, 拥有较优解的种群按照法则增加种群数量, 较差解的种群减少种群数量, 并同时输出这个当前最优解即优良种群。

4) 取较优解。将所得当前优良种群反馈回给改进 ACO 与 PSO 的普通种群中, 在此基础上继续运行各自法则。

5) 判断是否完成迭代要求。若未完成返回步骤 2), 若两种群按照法则迭代到既定次数或者达到输出标准, 则继续下一步骤。

6) 输出最优解。结束算法。

## 2 水下环境建模

智能水下机器人 (autonomous underwater vehicle, AUV) 在海洋环境中是重要的使用工具<sup>[16]</sup>, 进行路径规划前, 对工作环境作如下假设: 1) 水下环境开阔, 障碍物稀疏, 水下机器人在进行路径规划前已知水下环境情况; 2) 机器人视为一点进行移动, 无方向转变所产生的其他消耗; 3) 移动机器人自身携带有传感器, 可以实时扫描一定范围内环境; 4) 忽略环境中除障碍物以外的力对机器人的影响。三维路径规划首先需要从三维地图中抽象出三维空间模型, 模型抽象方法如下: 首先把三维地图左下角的顶点作为三维空间的坐标原点, 以点 A 为原点建立三维坐标系, 其中, X 轴 (AD) 为沿经度增加的方向, Y 轴 (AB) 为沿纬度增加的方向, Z 轴 (AA') 为垂直于海平面方向, 如图 3 所示。

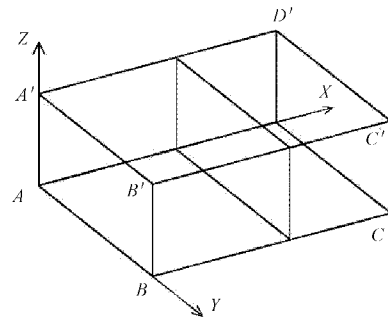


图 3 三维空间模型坐标图

采用等分空间的方法将三维空间进行平分, 再从模型中抽取三维路径规划所需的网格节点。首先沿 X 轴方向把三维空间  $ABCD-A'B'C'D'$  进行等分切割, 得到  $n+1$  个平面  $P_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 然后对切割后的平面沿 Y 轴方向进行  $m$  等分, 沿 Z 轴进行  $l$  等分, 如图 4 所示。

通过上面的步骤, 整个规划空间  $ABCD-A'B'C'D'$  就被离散化为一个三维点集合, 集合中任意一点对应着两个坐标, 即序号坐标和位置坐标。

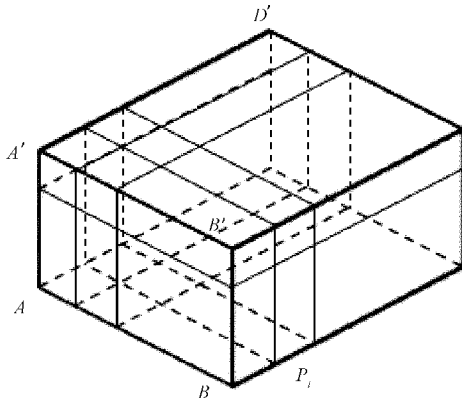


图 4 等分空间网格图

### 3 实验条件假设

为了充分研究验证所有前提仿真方案与用于改进的蚁群系统算法的对照仿真实验有效性与仿真技术上的结合可行性,将所有前提仿真方案与用于改进最新蚁群系统算法的对照仿真实验结果进行相比可以作为一次对照仿真实验,并将用于改进蚁群传统的模拟蜂群管理算法与改进经过多次模拟仿真的改进蚁群系统算法结果相比又称作二次仿真。

原例蚁群算法使用  $20 \times 20$  环境下进行仿真,所以本次实验在  $20 \times 20$  环境下与改进蚁群算法进行对比,为了更好地显示改进后的算法给适应性更强、结果更优,同时在更大的  $50 \times 50$  的栅格环境下进行仿真,设置移动机器人步长为 1,起始点栅格序号为 1。在实验开始前,需确定实验过程中所需的各参数,设定主要实验仿真参数如表 1 所示。

表 1 参数设定值

| 环境                    | 参数                 | 数值  |
|-----------------------|--------------------|-----|
| ACO( $20 \times 20$ ) | $m$                | 50  |
|                       | $N_{\text{CHMAX}}$ | 100 |
| ACO( $50 \times 50$ ) | $m$                | 100 |
|                       | $N_{\text{CHMAX}}$ | 200 |

### 4 实验仿真及结果分析

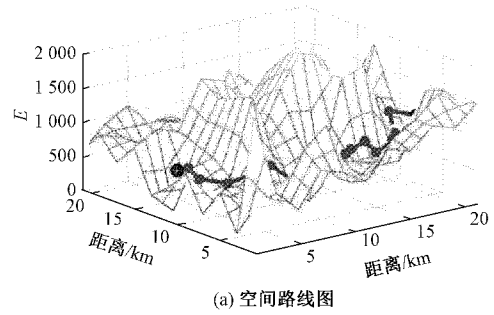
#### 4.1 $20 \times 20$ 栅格环境仿真实验

为了验证所提方法是有效且可行,首先在  $20 \times 20$  的栅格地图环境下进行仿真。在  $20 \times 20$  地图中移动式仿真机器人的仿真实验起始点轴线坐标设置分别为  $(0, 10, 4)$ ,目标所在地点的轴线坐标分别设置为  $(21, 8, 3)$ ,仿真实验结果显示方式如图 5、6 所示。

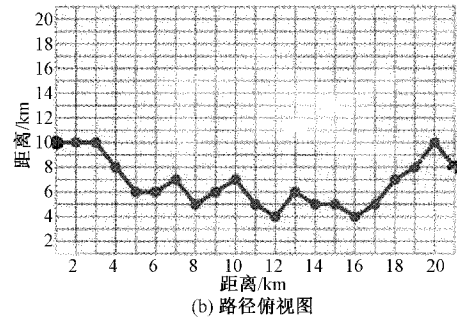
在本次仿真实验中随机提取出 20 次实验数据进行分析,如表 2 所示。

#### 4.2 $50 \times 50$ 栅格环境仿真实验

为了进一步地研究验证该分析算法的数学特点和物理



(a) 空间路线图



(b) 路径俯视图

图 5 三维路径规划图

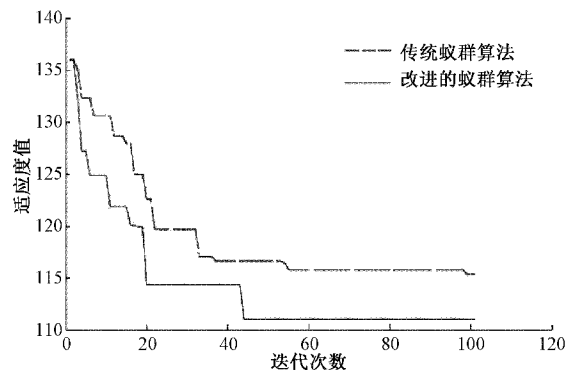


图 6 传统蚁群算法与改进蚁群算法适应度对比图

表 2 实验数据

| 算法     | 20 次运行<br>最优解 | 20 次运行<br>最差解 | 平均<br>长度  | 平均最优解<br>出现迭代次数 |
|--------|---------------|---------------|-----------|-----------------|
| 传统 ACO | 109.965       | 114.866       | 113.069 9 | 67.6            |
| 改进 ACO | 107.995       | 110.975       | 109.563 0 | 51.1            |

性能,实验中继续将目前传统蚁群分析算法及所有者提出的经改进后的新型蚁群分析算法在  $50 \times 50$  栅格式的环境下分别进行实验对比。实验继续在  $50 \times 50$  的栅格环境下对比传统蚁群算法及所提改进后的蚁群算法。在  $50 \times 50$  的环境中,起始点  $S=1$ ,坐标  $(0, 10, 4)$ ,目标点坐标  $(51, 8, 3)$ 。实验结果分别如图 7、8 所示。

在本次仿真实验中随机提取出 20 次实验数据进行分析,如表 3 所示。

仿真结果显示,改进后的蚁群算法相对于传统蚁群算法,它能够比较容易地找到一条可达目标点的最优路径,并



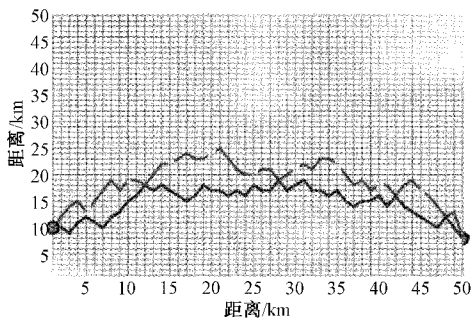


图 7 三维路径俯视图

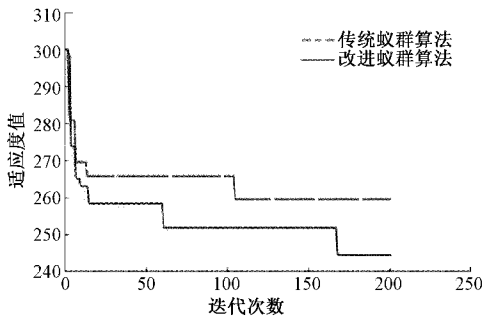


图 8 传统蚁群算法与改进蚁群算法适应度对比图

表 3 实验数据

| 算法     | 20 次运行  |         | 平均长度    | 平均最优解出现迭代次数 |
|--------|---------|---------|---------|-------------|
|        | 最优解     | 最差解     |         |             |
| 传统 ACO | 251.156 | 273.597 | 260.725 | 153.6       |
| 改进 ACO | 242.658 | 248.167 | 246.145 | 151.7       |

且其收敛的速度也比较快,且最优解与其他最差解之间的波动相对较低,程序结果也比较稳定;图 6 与图 8 分别表示了传统的蚁群算法与现有的改进蚁群算法相适应路径变化的趋势,从曲线的变化中可以清楚地看出,改进后算法前期与迭代时间的选择方式比较多,不易因此而陷入一个局部最优求解,且迭代后期的收敛速度也比较快,从而实现了一种尽可能快地找到最短路径的目标。从而达到了能更快地找到最短路径的目的。

在本次仿真实验结果中用 20 次改进 ACO 实验数据与 ACO-PSO 算法对比进行分析,如图 9 和表 4 所示。

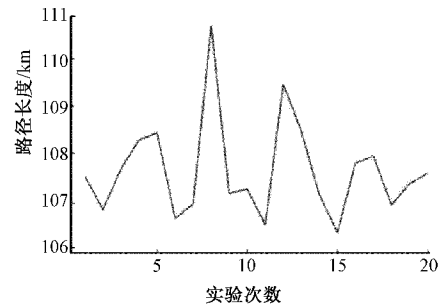
表 4 改进 ACO 与 ACO-APF20 次实验对比结果

| 栅格环境  | 算法      | 平均路长    | 最优解     | 最差解     |
|-------|---------|---------|---------|---------|
| 20×20 | 改进 ACO  | 109.124 | 106.267 | 110.892 |
|       | ACO-PSO | 106.555 | 105.072 | 108.730 |

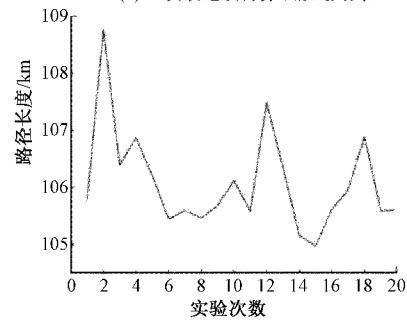
在 50×50 栅格环境中再次进行仿真实验,并随即提取出 20 次实验数据进行对比分析,如图 10 和表 5 所示。

### 4.3 实验结果结果分析

在本次实验中通过协同进化适应度变化趋势图可看

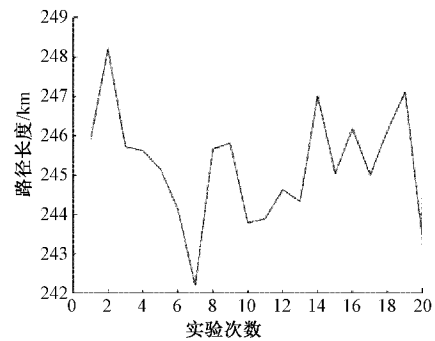


(a) 20次改进蚁群算法规划结果

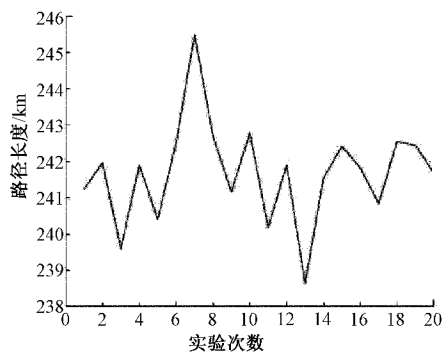


(b) 20次协同进化算法规划结果

图 9 算法规划结果折线图



(a) 20次改进蚁群算法规划结果



(b) 20次协同进化算法规划结果

图 10 算法规划结果折线图

表 5 改进 ACO 与 ACO-APF20 次实验对比结果

| 栅格环境  | 算法      | 平均路长    | 最优解     | 最差解     |
|-------|---------|---------|---------|---------|
| 50×50 | 改进 ACO  | 246.145 | 242.658 | 248.167 |
|       | ACO-PSO | 242.648 | 238.461 | 245.614 |

出,由于增加了迭代次数,改进的蚁群算法相比上一章中的实验数据有略微的优化,但是效果并不明显。在协同进化算法中,适应度变化呈阶梯式下降,说明在算法迭代过程中,两种算法一同进化,同时当前最优解上寻找更优路径,有效地增加了算法的寻优效率。改进 ACO 与协同进化 ACO-PSO 迭代对比如图 11 所示。

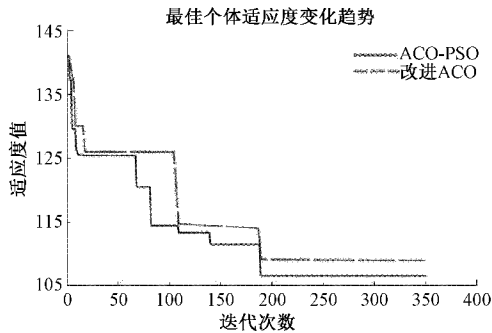


图 11 改进 ACO 与协同进化 ACO-PSO 路径规划适应度

## 5 结 论

目前,移动机器人单一环境下的路径规划技术已经较为成熟,研究热点主要聚焦于存在环境无法预知的路径规划问题。在算法优化部分,本文使用协同进化算法,将粒子群算法与蚁群算法同时演化,并得到更优路径。本文选择了 MATLAB 试验方式用以进行实际试验和模拟仿真,验证了本文主要提出的试验方法及其在实践中所广泛采用的正确有效性和其在技术上的切实可行性,为本文技术理论基础研究以及工作开展提供了坚实的技术理论基础支撑。由于本文仅考虑了理想环境,应用范围较窄,后期工作可以在完成复杂环境条件下的研究后,对不同水深、洋流速度、机器人运动阻力的多环境条件进行研究。

## 参考文献

- [1] 谭建豪,马小萍,李希. 无人机 3D 航迹规划及动态避障算法研究[J]. 仪器仪表学报,2019,40(12):224-233.
- [2] 段立伟,王进华. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 信息通信,2020(7):5-8.
- [3] 王刚,张方,严大亮,等. 基于改进蚁群算法的机器人三维路径规划[J]. 国外电子测量技术,2020,39(11):1-6.
- [4] 李志锟,黄宜庆,徐玉琼. 改进变步长蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(8):15-21.

- [5] 刘泽,金世俊,王庆. 基于改进蚁群算法的移动机器人二维路径规划[J]. 传感器与微系统,2020,39(10):149-152.
- [6] 李安颖,陈群,宋荷. 基于蚁群算法的带有时间约束旅行商问题求解[J]. 自动化仪表,2019,40(4):95-98.
- [7] 罗艳媚. 基于改进蚁群算法的多目标车间调度研究[D]. 湛江:广东海洋大学,2019.
- [8] 李鹤,姜德文. 基于改进的蚁群算法(ACO)的混合多目标 AGV 调度[J]. 计算机测量与控制,2019,27(6):209-212,230.
- [9] 叶家琪,符强,贺亦甲,等. 基于聚类集成的蚁群算法求解大规模 TSP 问题[J]. 计算机与现代化,2020(2):31-35.
- [10] 刘中强,游晓明,刘升. 一种启发式动态信息素更新策略的蚁群算法[J]. 计算机工程与应用,2018,54(20):20-27.
- [11] 朱佳莹,高茂庭. 融合粒子群与改进蚁群算法的 AUV 路径规划算法[J]. 计算机工程与应用,2021,57(6):267-273.
- [12] 赵梦彤,李颖宏,范晶晶. 基于改进蚁群算法的时间最优路径规划研究[J]. 车辆与动力技术,2020(3):7-10,14.
- [13] 葛志远,肖本贤. 使用改进蚁群算法的 AGV 路径规划研究[J]. 机械设计与制造,2020(6):241-244,248.
- [14] 郭世凯,孙鑫. 基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量技术,2019,42(3):54-58.
- [15] 杨蕾,梁永全. 协同进化策略的粒子群优化算法[J]. 软件,2019,40(8):152-155.
- [16] 常宗瑜,张扬,郑方圆,等. 水下机器人-机械手系统研究进展:结构、建模与控制[J]. 机械工程学报,2020,56(19):53-69.

## 作者简介

**李承睿**,工程硕士,主要研究方向为水下机器人的路径规划及算法的控制与优化等。

E-mail:lichengrui1992@163.com

**尹姝屹**,工程硕士,主要研究方向为水下机器人的路径规划及算法的控制与优化等。

E-mail:1737067589@qq.com

**毛剑琳**,工学博士,教授,主要研究方向为无线传感器网络、MAC 层资源分配和优化以及控制网络。

E-mail:km\_mjl@aliyun.com