

改进蚁群算法在AUV三维路径规划中的研究

张楠楠, 姜文刚, 窦 刚

江苏科技大学 电子信息学院, 江苏 镇江 212003

摘 要:针对自主式水下机器人海底地形环境中的三维避障最优路径问题,提出了一种适用于全局路径规划的改进蚁群算法。结合实际情况提出了一种简单有效的三维海底环境建模方案。为了改善基本蚁群算法在实际应用中的不足,根据全局信息设计了启发函数,同时采用局部和全局结合的信息素更新方式,克服算法收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点,提高了算法的全局寻优能力。将路径的长度和路径的光滑度同时作为评价函数,减少路径的消耗,使算法更具备实际工程意义。在大尺度海底环境下仿真验证了该算法的有效性。

关键词:自主式水下机器人;路径规划;蚁群算法;启发函数;路径消耗

文献标志码:A **中图分类号:**TP24 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1805-0298

张楠楠,姜文刚,窦刚.改进蚁群算法在AUV三维路径规划中的研究.计算机工程与应用,2019,55(11):265-270.

ZHANG Nannan, JIANG Wengang, DOU Gang. Research on autonomous underwater vehicle 3D path planning based on improved ant colony algorithm. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(11):265-270.

Research on Autonomous Underwater Vehicle 3D Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm

ZHANG Nannan, JIANG Wengang, DOU Gang

School of Electronic and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, Jiangsu 212003, China

Abstract: An improved ant colony algorithm for global path planning is proposed for the three-dimensional obstacle avoidance optimal path problem of autonomous underwater vehicle under seabed topography. A simple and effective modeling scheme for three-dimensional seabed environment is presented in this paper. In order to improve the insufficiency of the basic ant colony algorithm in practical application, the heuristic function is designed based on global information, and the local and global combination of pheromone updating mode is used to overcome the shortcomings of slow convergence rate and easy to fall into local optimum, which improves the global optimization ability of the algorithm. The length and the smoothness of the path are used as the evaluation function to reduce the path consumption and make the algorithm more practical engineering significance. Simulation results show that the algorithm is effective in large scale seabed environment.

Key words: Autonomous Underwater Vehicle(AUV); path planning; ant colony algorithm; heuristic function; path consumption

1 引言

海洋是人类巨大的共同资源宝库,蕴藏着丰富的资源。水下机器人,尤其是自主式水下机器人(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)的出现为人类探索海洋提供了强有力的工具。路径规划相关技术是水下机器人导航控制系统的一个重要环节,是机器人能否精确、安全

和完整地完成任务的关键^[1-2]。

全局路径规划是指机器人依据一定的优化原则(能耗最小、路线最短、时间最快等),在已知水下环境中找到一条运动起点到终点的最优路径且该路径能够规避已知障碍物^[3]。目前用于机器人全局路径规划的传统方法有A*算法、D*算法、神经网络算法等^[4-5]。但是面对复

基金项目:国家自然科学基金(No.61503162)。

作者简介:张楠楠(1989—),女,硕士研究生,研究领域为水下机器人控制,E-mail:549682767@qq.com;姜文刚(1973—),男,博士,教授,研究领域为网络拥塞控制;窦刚(1994—),男,硕士研究生,研究领域为水下机器人控制。

收稿日期:2018-05-18 **修回日期:**2018-07-03 **文章编号:**1002-8331(2019)11-0265-06

CNKI网络出版:2018-11-07, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20181107.1050.008.html>

杂的环境,基于数学模型的算法往往难以取得理想的效果。有学者提出了群集智能算法以及它们的改进混合算法的应用,如粒子群算法、遗传算法、蚁群算法等^[6-8]。其中蚁群算法作为一种智能有效的规划算法,在机器人路径规划领域得到了广泛应用。

蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)是意大利学者 Colormi 等人从蚂蚁寻找食物的过程中获得灵感,提出的一种模拟蚂蚁觅食行为的进化算法。算法最初被应用于解决旅行商问题。蚁群算法具有较强的优化能力和鲁棒性,但是当问题规模变大时,蚁群算法的搜索时间变长,收敛精度不足。文献[9]提出了一种信息素自适应连续域混合蚁群算法(QAHACO),在求解最优距离时采用了信息共享机制,明显提高算法的寻优能力;文献[10]提出了蚁群优化多路径路由算法,利用节点间的角度因子引导路径生成方向,建立多路径决策模型,均衡整个传感网络的能量消耗。

机器人路径规划问题的算法研究大部分应用于二维平面内,很难扩展到三维规划问题。AUV 海底路径规划问题,由于所处的是大尺度三维空间,求解最优路径变得十分复杂,算法的时间和空间复杂度会大幅提高。文献[11]提出了一种遗传和蚁群算法结合的搜索策略,提升了算法的效率,但仅是在安全性和时间最优的条件下,并未考虑其他评价指标;文献[12]提出了基于能耗最优的改进蚁群算法,通过水动力分析得到能耗的计算公式,一定程度提高了续航能力,虽然没有对海底环境进行具体的建模,但对于 AUV 的路径规划问题具有重要指导意义;文献[13]研究了海流环境下 AUV 的路径规划问题,利用差分进化算法解决了在时变海流环境中的动态和静态路径规划问题,此方法具有一定的灵活性,但实际应用具有较大的困难;文献[14]基于声呐模型建立 AUV 的模糊运动控制系统,实现动态避障功能,通过对模糊集合的优化,保证最优路径的生成,此方法结合了水下机器人运动动力学模型,在未来具有实用价值。本文利用栅格法的原理,结合 AUV 自身特性进行三维空间的栅格化建模。同时考虑到蚁群算法自组织性、并行性、正反馈性和较强鲁棒性的优点^[15],针对传统蚁群算法进行改进。算法改进了启发函数和信息素更新的方式,使其具有更快的收敛速度和更强的全局搜索能力。此外,为了更加适应工程应用,在追求路径最短的同时,还将路径的光滑度作为约束条件加入评价函数指针,有效减少 AUV 跟踪路径时姿态角变化,降低能量消耗,增强续航能力。

2 三维空间环境建模

环境的表达是机器人认知领域的重要内容,对路径规划方法的选取具有决定性的影响。对于水下机器人来说,环境建模就是将真实的三维空间环境信息以抽象

的方式加以表达。水下机器人的工作空间是高度复杂的非结构化环境,这严重影响其自主作业能力。合理的环境模型是实现规划路径,自主完成作业的关键。

2.1 空间划分

环境建模的方法很多,传统的有可视图法、切线图法、栅格法、单元树法等。利用前人在研究中广泛采用的栅格法基本思想,扩展到水下三维空间,以栅格为单位离散化水下机器人工作区域。具体建模方法如图 1 所示。

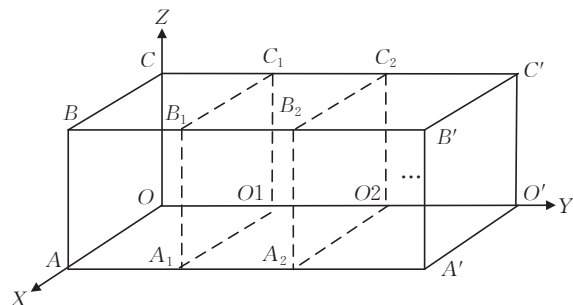


图1 三维空间划分

首先构造一个规划空间 $OABC-O'A'B'C'$, 以三维地形图左下角 O 为顶点, 建立空间坐标系, 其中 OX 为水下机器人横向位移增加的方向, OY 为纵向位移增加的方向, OZ 为垂直于水平面的方向。 OA 、 OC 、 OO' 分别是规划空间三个方向上的最大尺度。在构建好三维长方体区域后, 沿着 Y 轴方向进行空间等分: 对 OC 边进行 L 等分, 过每一个等分点做平行于 $OABC$ 的平面, 这样就得到了 $L+1$ 个平面 ($i=0, 1, \dots, n$)。再对每一个平面应用二维栅格法进行划分, 划分方法如下: 沿着 OA 进行 m 等分, 沿着 OO' 进行 n 等分, 这样每一个平面都被划分成了 $m \times n$ 个栅格, 可以求出在坐标系 $OXYZ$ 中每一个离散点的坐标。设这些点集合为 P , 空间任意一个离散点都有两个坐标值与之对应, 其中一个为等分点序号坐标 (i, j, k) , 另外一个为空间内具体位置坐标 (x, y, z) 。序号的坐标可以根据划分点的位置计算出, 具体的位置坐标需根据序号坐标以及空间的各方向划分尺度大小计算得出。这样每一个切分面中任意的节点都可以用数学方法表示出来, 方便下文的算法设计和仿真。

2.2 路径生成规则

在水下机器人工作空间 $O-XYZ$ 坐标系中, AUV 从平面 $OABC$ 上起始点 S 出发, 首先到达平面 $O_1A_1B_1C_1$ 上的某一节点, 然后从此平面上的某一节点到达下一平面上的某个节点, 然后依次到达最后一个平面 $O'A'B'C'$ 上的终点 G 。连接起点和终点之间经过的每一个点 p 就形成了一条有效路径。

考虑到实际工作空间中存在的障碍物区域和 AUV 无法行进到达的区域, 对有效路径的生成规则做如下补充:

(1)将AUV本体视作一个质点,将AUV最大转弯半径膨化到障碍物边界上,避免碰撞。

(2)有效路径不能经过膨化后的障碍物,且有效点集 P 不在障碍物范围上。

(3)AUV在跟踪路径时,根据路径之间的夹角,自身需要进行姿态角的不断调整,且姿态角变化角度不能过大。

(4)设置可行窗口^[6],减少算法的复杂度。根据AUV的最大可达区域,获得其下一步规划的可行点集,再根据以上规则选取可行点。具体的窗口设计如下:规定在AUV向前移动一定长度情况下,允许最大横移 L_y 距离,最大上浮或下潜 L_z 距离。

3 改进蚁群算法

3.1 蚁群算法基本原理

研究发现,自然界中的蚂蚁是没有视觉的,既不知道向何处寻找食物,也不知道发现食物后如何返回自己的巢穴,但是总能找到一条从食物到巢穴的最优路径。蚂蚁个体之间通过一种被称为信息素(Pheromone)的物质进行信息传递,蚂蚁个体可以释放信息素并感知其强度,以指导自己的运动方向。当碰到一个未被走过的路口时,它们随机挑选一条路径,释放和路径长度相关信息素,这样较短路径的信息素就会更强,同时信息素还会随着时间而减弱。最终形成了这样一个正反馈:较短路径上的信息素浓度越来越大,而其他路径上信息素浓度却会随着时间流逝而减弱,最终整个蚁群会找出最优路径。当蚁群路径上突然出现障碍物时,蚂蚁还能适应环境变化,重新找到最优路径,最后所有的蚂蚁都走最优的那条路径。

在算法的初始阶段,需要给每条路径定义一个初始信息素浓度,通常设定一个大于零的常量,也可以进行启发式设计,并且设定上下限;在之后蚂蚁不断迭代的过程中,通过设计信息素的更新方式和规则,给予每一路段不同的信息素权重;最后为了更加贴合实际,每次迭代完成后,对整条路段上的信息素进行再次更新,可以根据实际工程需求设计更新规则。

3.2 启发函数设计

蚁群算法的核心在于模拟了自然界蚂蚁概率性选择的过程,通过使用信息素和启发式函数进行转移概率计算,决定了后代蚂蚁的选择。因此启发函数的设计是三维空间路径规划中的重要环节,一个合适的启发函数可以使得算法快速地规划出一条效果理想的三维路径^[7]。启发函数反映了蚂蚁在选择下一步节点的目的性和蕴含的优化准则。每次迭代过程中蚂蚁会根据节点的转移概率选择下一个移动节点,在 t 时刻蚂蚁 k 从节点 i 到节点 j 的转移概率由如下公式计算:

$$p_{ij}^k = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in allowed_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, j \in allowed_k \quad (1)$$

$$0, \text{其他}$$

其中, $\eta_{ij}(t)$ 是启发函数, α 、 β 分别是信息素和启发信息的权重, $allowed_k$ 为蚂蚁下一步可行点点集。传统的方法设置启发信息为一固定正值或者表示为如下形式:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2)$$

由于蚁群算法本身的特性,蚂蚁总是倾向于选择路径最短的节点,这种表达方式仅贪婪地选择局部最优距离信息,没有考虑到全局的距离,可能导致节点的选择方向越来越偏离规划终点。按照此方法规划路径不仅搜索速度慢,而且往往得不到全局最优路径。本文对启发函数的设计如下:

$$\eta_{ij} = D_{ij}^{\zeta_1} T_{ij}^{\zeta_2} S_{ij}^{\zeta_3} \quad (3)$$

其中, D_{ij} 、 T_{ij} 、 S_{ij} 分别表示路径距离启发信息、通行性信息和路径消耗信息; ζ_1 、 ζ_2 、 ζ_3 分别表示相应的权重。

距离启发信息表示方法如下:

$$D_i = \frac{1}{d(g_i, G) - \min d(g_j, G) + 1} \quad (4)$$

式中, $d(g_i, G)$ 表示当前节点 g_i 到规划终点 G 的距离, $\min d(g_j, G)$ 表示蚂蚁在 $i-1$ 节点处可行点到规划终点的最短距离。

$$d(g_i, G) = \sqrt{(x - x_G)^2 + (y - y_G)^2 + (z - z_G)^2}$$

其中, (x, y, z) 表示当前节点的坐标, (x_G, y_G, z_G) 表示规划终点的坐标。

通行性代价启发信息表示如下:

$$T_{ij} = \frac{1}{K_{ij}} \quad (5)$$

其中, K_{ij} 表示 j 节点邻域内障碍物节点的个数。

路径消耗代价启发信息表示如下:

$$S_{ij} = \frac{1}{\alpha_{ij}} \quad (6)$$

其中, α_{ij} 表示水下机器人从 i 节点的状态转移到 j 节点的状态姿态角的变化。

在以上设计的启发函数中,全局距离启发信息的加入使蚂蚁寻优具有方向性,蚂蚁在搜索时始终被终点吸引,大大增强了算法搜索速度;通行启发信息设计倾向于选择周围障碍物少的节点,障碍物少意味着路径更加安全且可以选择的节点更多,避免了算法陷入停滞的局面,同时也增加了了解的多样性;路径消耗信息启发蚂蚁选择更加平滑的路径,减少了转弯次数和转弯角度,降低了能量损耗。

3.3 信息素更新规则

标准蚁群算法只采用了全局信息素更新方式,虽然考虑了每只蚂蚁每次迭代的结果,形成信息素的反馈,

但是一定程度上导致了信息素更新的延迟,并且由于正反馈机制存在一段时间之后在当前发现的最好路径上的信息素会明显高于其他路径,容易陷入局部最优。局部信息素更新策略对蚂蚁走过的每一段路径都设定了额外的信息素量并且实时更新,使蚂蚁有更大概率选择上一轮搜索最优路径之外的节点,一定程度上增强了算法的全局搜索能力。本文采用局部信息素更新方式和全局信息素更新方式相结合的方法,同时限制信息素值区间,具体的更新规则如下。

局部信息素更新指的是蚂蚁在走过两个节点之间的路径后,对该段路径的信息素按照式(7)和式(8)进行更新:

$$\tau_{i,i+1}(t+1) = (1 - \rho_1)\tau_{i,i+1}(t) + \rho_1\Delta\tau_{i,i+1}^k \quad (7)$$

$$\Delta\tau_{i,i+1}^k = \begin{cases} \frac{Q_1}{L_{\text{path}}(i, i+1)}, & \text{蚂蚁经过路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中, Q_1 为局部信息素强度, ρ_1 为局部信息素挥发系数, $\rho_1 \in (0, 1)$ 。

全局信息素更新是指在一次迭代之后,找出当前的最优路径,对这个路径上的每一段路径都进行信息素更新,更新方法如式(9)、(10):

$$\tau_{ij}^{N+1} = (1 - \rho_2)\tau_{ij}^N + \rho_2\Delta\tau_{ij}^N \quad (9)$$

$$\Delta\tau_{ij}^N = \begin{cases} \frac{Q_2}{\min \text{fit}(N)}, & \text{最优蚂蚁路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中, Q_2 为信息素浓度常数, ρ_2 为全局信息素挥发系数, $\rho_2 \in (0, 1)$, τ_{ij}^N 为第 N 次迭代之后路径上剩余的信息素, $\text{fit}(N)$ 为第 N 次迭代蚂蚁找到路径的适应度函数。

节点上的信息素量限制在区间 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 上, τ_{\min} 的设置用来避免算法停滞或早熟收敛; τ_{\max} 可以限制算法的扩散,避免某一条路径信息素远远大于其他路径。这种设置减少了蚂蚁个体之间信息联络的时间,且可以使多次通过的路径上积累更多信息素,从而增强算法的正反馈机制。

3.4 适应度函数设计

适应度函数反映了对蚂蚁规划路径的评价,并以单次迭代的最佳适应度指导信息素的全局更新。在一般的路径规划问题中,以路径长度为目标函数要求得到最小长度。而在实际 AUV 路径规划过程中,路径的性能指标要求多个目标的均衡,如路径最短,规划时间最短,能耗最低,安全性最好,多个目标之间存在制约关系。本文采用加权方法,在规避障碍安全行驶的同时,实现路径长度和能量消耗问题的均衡,于是设计如下适应度函数:

$$\text{fit}(N_c) = \omega_1 L_k(N) + \omega_2 S_k(N) \quad (11)$$

式中, $L_k(N)$ 为路径长度因素, $S_k(N)$ 为路径光滑度因素, ω_1 、 ω_2 为相应的权重。

下面分别对路径长度和光滑度进行讨论:

(1) 路径长度因素

路径长度反映了算法对最短路径的追求,是路径规划的基本目标,设计如下:

$$L_k(N) = \sum_{i=1}^{p_k^N} d(g_i, g_{i+1}) \quad (12)$$

式中, $L_k(N)$ 表示蚂蚁 k 在第 N 次迭代所得路径的总长度, p_k^N 表示蚂蚁 k 在第 N 次迭代所得路径包含节点个数, $d(g_i, g_{i+1})$ 表示节点 i 与下一个可行节点的距离,具体表示如下:

$$d(g_i, g_{i+1}) = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2 + 1} \quad (13)$$

(2) 路径光滑度因素

路径光滑度反映了水下机器人在跟踪路径的过程中姿态角变化大小。AUV 在工作时,转向需要借助较多的辅助推进器实现,辅助推进器工作会消耗更多的能量,较大的转向角意味着会消耗更多的能量^[18],并且一旦转向角度超过了 AUV 自身的推进器限制,可能无法实际完成转向操作,算法将失去实际意义。

AUV 的运动状态是六自由度的,由位置矢量和姿态角矢量表示。假设起点处初始状态机器人的姿态在地面坐标系中为 0,运动过程中每经过一个节点进行变化,由于 AUV 自身结构可以忽略横滚运动的控制,设计如下公式计算路径的消耗。 θ 是某时刻 AUV 纵倾角度, ψ 是某时刻 AUV 艏向角度,根据路径规划点的坐标计算姿态角变化公式如下:

$$S_k(N) = \sum_{i=2}^{p_k^N-1} (\theta_i + \psi_i) \quad (14)$$

其中, $S_k(N)$ 表示蚂蚁 k 在第 N 次迭代所得路径跟踪过程中姿态角变化总量, θ_i 表示将路径投影到垂直面上在第 $i-1$ 段路径和第 i 段路径之间的夹角, ψ_i 表示将路径投影到水平面上在第 $i-1$ 段路径和第 i 段路径之间的夹角。某节点的姿态角变化可以根据前一个路径规划点以及待选择的后一个规划点计算所得,计算方式如图 2。

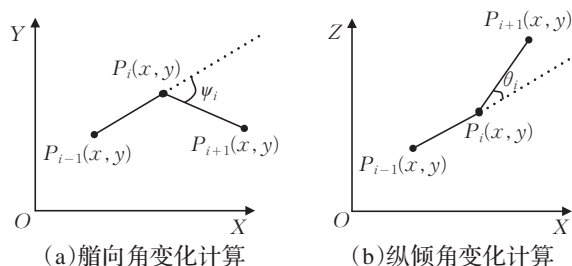


图2 相邻两段路径之间姿态角变化计算

根据以上设计的启发函数、信息素更新策略和适应度函数,结合了三维空间内的位置信息以及计算得到的姿态变化信息,算法仅需要计算各节点的信息,得到一系列可行点集合,就可以最终得到一条可行路径。由于可行节点的数量不大,即使在大尺度环境下,算法的时间复杂度和空间复杂度并不高,可以在较短时间内规划出最优路径。

3.5 算法流程

算法1的步骤如下:

步骤1 环境建模。对AUV工作区域进行抽象建模,确定障碍物信息和AUV最大可行区域。

步骤2 蚁群初始化。令初始信息素为 τ_0 ;将 m 只蚂蚁放置在规划起点 S ;将 S 添加到禁忌表 $tabu_k(k=1,2,\cdots,m)$;设置迭代计数器为0,最大迭代次数为 N_{max} 。

步骤3 蚁群行走。根据式(3)计算各个可行点的启发函数和转移概率, m 只蚂蚁依次用轮盘赌方法在可行点中选择下一个节点。

步骤4 局部信息素更新。每一次当蚂蚁走过一小段路径之后,按式(7)、(8)进行局部信息素更新。

步骤5 判断蚂蚁是否到达终点。计算式(11)适应度函数,对蚁群找到的所有路径进行评价,保存最佳评价价值;将本次迭代的结果与历次比较,如果更小,替换为当前最优路径,并保存经过的节点。

步骤6 全局信息素更新。对最佳路径经过的边按照式(9)、(10)进行更新。

步骤7 完成规划。令迭代次数计数器加1,若未达到最大次数,则重复步骤1~6,直到 $N=N_{max}$ 。

最终得到最优路径 $path_{min}$,记录对应 $tabu_k$ 经过的点集。

算法1的流程图如图3。

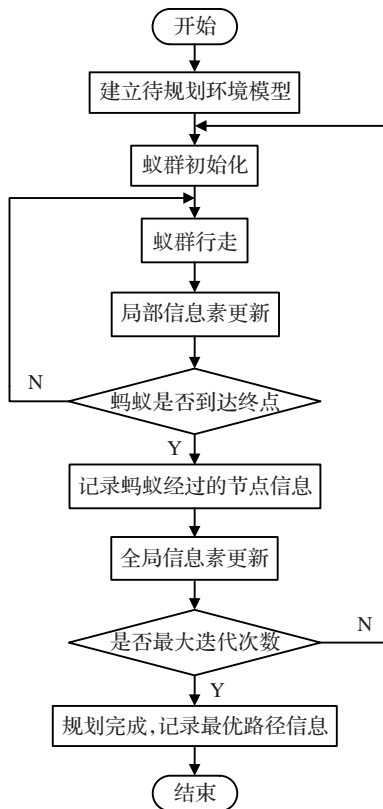


图3 改进蚁群算法流程图

4 算例仿真

根据某海域的真实电子海图生成一类 $20\text{ km}\times 20\text{ km}\times$

2 km 海底地形图。三维地形障碍生成方法如下:首先从电子海图中提取出水深点的海图坐标和水深数据,这样可以得到散乱的采样数据;其次在水下平面参考系中生成规则的网格;最后采用快速自然邻点插值算法,根据网格点附近水深数据估算网格点的水深数据,得到网格点障碍高度,构成三维地形表面。将海底环境划分成 $20\times 20\times 10$ 的大小相同的栅格,设置相同的起始点和目标点,首先在不同地形下对本文改进的算法进行仿真测试,然后分别采用文献[16]和文献[19]中提出的改进算法以及算法1进行多次仿真对比。仿真参数见表1。

表1 仿真参数取值

参数	取值	参数	取值
N_{max}	100	ω_1	0.7
m	30	ω_2	0.3
ρ_1	0.5	Q_1	20
ρ_2	0.2	Q_2	100

实验1 不同障碍物环境下测试。

在Matlab 2014a环境中随机生成两种不同的地形环境,用同样的参数运行算法1,仿真结果如图4和图5。

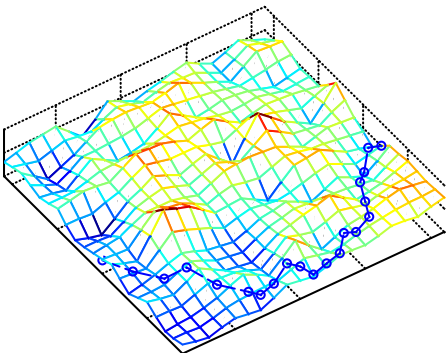


图4 地形1路径规划结果

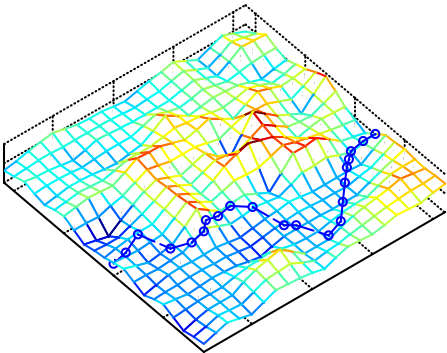


图5 地形2路径规划结果

仿真结果说明,算法1具备良好的适应能力,在环境已知的前提下,能够找到较优路径,满足适应度函数最优的路径最终被获取。

实验2 不同算法仿真结果对比。

在实验1中生成的地形2环境下,分别运行文献[16]和文献[19]的算法,并与算法1进行对比,文献[16]和文献[19]的仿真结果分别如图6和图7。

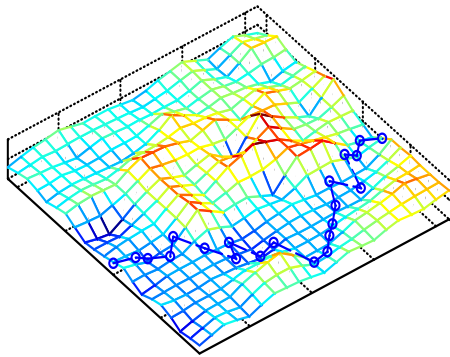


图6 地形2文献[16]算法路径规划结果

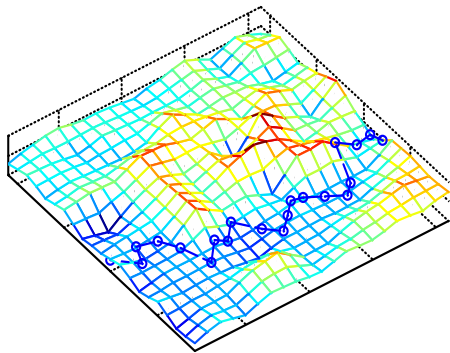


图7 地形2文献[19]算法路径规划结果

三种算法的多次仿真数据平均值对比如表2。

表2 算法仿真数据统计对比

算法	路径长度/km	累计转角/rad	收敛迭代次数
文献[16]	35.484 8	26.178 6	20
文献[19]	32.241 1	24.459 0	30
本文算法	28.228 0	13.560 3	30

大量的仿真实验结果表明,本文对启发函数、信息素更新方式等改进有效克服了传统算法收敛慢、容易陷入局部最优的缺点,与其他基于改进蚁群算法的路径规划算法相比,得到路径长度更短,且累计转角有很明显的减小,实际应用中可以有效降低水下机器人的消耗。

5 结束语

传统的AUV三维避障问题中,往往简单地将路程最优或者时间最优作为规划目标,从而弱化了水下机器人本体特性对规划结果的影响,实际上对于水下路径规划问题,必须综合考虑更多的因素。本文将降低路径长度和降低路径消耗同时作为规划目标,比起单目标的规划问题更具备适应能力。并且针对蚁群算法的固有缺陷,改进了启发函数和信息素更新方式,增强了全局搜索能力,提高了算法寻优速度。对比仿真表明,本文提出的算法可以保证在较短路径下,大程度降低路径的转角。考虑到AUV在巡航过程中节能的需要,本文提出的算法具备一定的实际工程意义。此外,由于水下复杂多变的环境,AUV海底路径规划问题也有很多可以探讨的地方,如何结合海流干扰、AUV动力学运动学限制

等因素进一步改进路径规划算法有待进一步研究。

参考文献:

[1] 高剑. 无人水下航行器自适应非线性控制技术[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2016.

[2] 史春雪. 水下采矿机器人环境建模及路径规划技术研究[M]. 北京: 化学工业出版社, 2017.

[3] 赵娟平. 移动机器人路径规划的蚁群优化算法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2012.

[4] Papadatos A. Research on motion planning of autonomous mobile robot[D]. Naval Postgraduate School, 1996.

[5] Jang D. Neural networks in mobile robot motion[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2004, 1(1): 15-22.

[6] 赵甜甜, 王思明. 基于改进 PSO 算法的移动机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(2): 57-60.

[7] Liu X, Yang X, Liu Y, et al. UAV path planning based on GA-OCPL learning system[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(11): 321275.

[8] Zhang G L, Jia H M. Global path planning of AUV based on improved ant colony optimization algorithm[C]//IEEE International Conference on Automation and Logistics, 2012: 606-610.

[9] 周袅, 葛洪伟, 苏树智. 基于信息素的自适应连续域混合蚁群算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(6): 156-161.

[10] 侯梦婷, 赵作鹏, 高萌, 等. 采用角度因子的蚁群优化多路径路由算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(1): 107-112.

[11] 潘昕, 吴旭升, 侯新国, 等. 基于遗传蚂蚁混合算法的AUV全局路径规划[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(5): 45-49.

[12] 刘贵杰, 刘鹏, 穆为磊, 等. 采用能耗最优改进蚁群算法的自治水下机器人路径优化[J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(10): 93-98.

[13] Mahmoudzadeh S, Powers D M W, Yazdani A. Differential evolution for efficient AUV path planning in time variant uncertain underwater environment[C]//55th IEEE Conference on Decision and Control, 2016.

[14] Sun B, Zhu D, Yang S X. An optimized fuzzy control algorithm for three-dimensional AUV path planning[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2018, 20(2): 1-14.

[15] 段海滨, 王道波, 朱家强, 等. 蚁群算法理论及应用研究进展[J]. 控制与决策, 2004, 19(12): 1321-1327.

[16] 刘利强, 于飞, 戴运桃. 基于蚁群算法的水下潜器三维空间路径规划[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(14): 3712-3716.

[17] 郑小雪. 引入启发式函数蚁群算法的VRP研究[J]. 西南林业大学学报, 2009, 29(3): 44-48.

[18] 陈洋, 赵新刚, 韩建达. 移动机器人三维路径规划方法综述[J]. 机器人, 2010, 32(4): 568-576.

[19] 朱颖东, 孙振, 吴迪. 基于改进蚁群算法的移动机器人三维路径规划[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2016, 50(6): 812-817.