

杨琛, 陈继洋, 胡庆松, 等. 基于多目标 PSO-ACO 融合算法的无人艇路径规划 [J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(1): 65-73.

YANG Chen, CHEN Jiyang, HU Qingsong, et al. Path planning of unmanned vehicle based on multi-objective PSO-ACO fusion algorithm[J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(1): 65-73.

基于多目标 PSO-ACO 融合算法的无人艇路径规划

杨琛✉, 陈继洋, 胡庆松, 张铮, 牛锋杰

(上海海洋大学 工程学院, 上海 201306)

摘要:【目的】针对河蟹养殖过程中, 水位变化以及无人艇路径规划算法收敛慢、精度低的问题, 为提高算法适应性与寻优能力, 提出一种多目标粒子群-蚁群融合的无人艇路径规划算法。【方法】首先, 分析蟹塘环境及养殖规律等因素, 建立静态水深栅格环境模型; 其次, 针对覆盖遍历式投饵存在局部点投喂不足及路径次优的问题, 通过对惯性参数与学习因子的非线性调整, 提出基于多目标的改进粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO); 然后, 调整蚁群算法的初始信息素, 并对蚁群算法的信息素挥发因子和启发期望函数自适应改进, 提出自适应优化蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO); 最后, 为解决单一算法寻优不足, 利用融合 PSO-ACO 算法, 实现无人艇多目标全局路径规划。【结果】仿真结果表明: 不同环境投饵策略下, PSO-ACO 算法在对多目标路径寻优时, 不仅环境适应性好, 而且提高了寻优效率和精度, 运行时间节省了 32%, 路径距离缩短了 9.78%, 迭代次数降低了 62.88%, 拐点数目减少了 44.45%。【结论】所提出多目标点的路径规划算法适用于环境可变的蟹塘养殖, 具有较好的应用价值。

关键词: 无人艇; 静态水深栅格; 路径规划; 改进粒子群算法; 自适应蚁群算法

中图分类号: S966.16; TP242

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2023)01-0065-09

Path planning of unmanned vehicle based on multi-objective PSO-ACO fusion algorithm

YANG Chen✉, CHEN Jiyang, HU Qingsong, ZHANG Zheng, NIU Fengjie

(School of Engineering, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Abstract: 【Objective】There are problems in the course of river crab farming due to water level changes as well as slow convergence and low accuracy of the path planning algorithm of unmanned craft. Therefore, a multi-objective particle swarm-ant colony fusion algorithm for unmanned vehicle path planning was presented to improve the adaptability and optimization ability of the algorithm. 【Method】Firstly, the factors such as crab pond environment and breeding law were analyzed, and the environmental model of static water depth in grid was established. Secondly, to cope with the issues of inadequate local point feeding and sub-optimal paths in coverage traversal baiting, a modified particle swarm optimization (PSO) algorithm based on multi-objective was presented by non-linear adjustment of inertia parameters and learning factors. The initial pheromone of the ant colony algorithm was adjusted, and the pheromone volatility factor and heuristic expectation function of the

收稿日期: 2022-05-01 网络首发时间: 2022-10-28 09:55:07

首发网址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.S.20221027.1655.002.html>

作者简介: 杨琛, 副教授, 博士, 主要从事智能控制技术研究, E-mail: cyang@shou.edu.cn

基金项目: 上海市水产动物良种创制与绿色养殖协同创新中心 (2021 科技 02-12); 上海海洋大学青年教师科研启动基金 (A2-2006-00-200373); 基于物联网的生态养殖监测项目 (D-8006-19-0042); 上海市重点课程建设 (A1-2005-21-400102)

ant colony algorithm were improved to present an adaptive ant colony optimization (ACO) algorithm. Finally, to address the shortcomings of a single algorithm for finding the best, a fusion of PSO-ACO was utilized to realize multi-objective global path planning for baiting vessels. 【Result】 The simulation results showed that the PSO-ACO algorithm not only had good environmental adaptability but also improved the efficiency and accuracy of multi-target path finding under different environmental baiting strategies. The PSO-ACO algorithm saved the running time by 32%, shortened the path distance by 9.78%, reduced the number of iterations by 62.88% and reduced the number of inflection points by 44.45%. 【Conclusion】 The proposed multi-objective path planning algorithm is suitable for crab pond culture with variable environment, and has good application value.

Key words: Unmanned vehicle; Static water depth grid; Path planning; Modified particle swarm optimization algorithm; Adaptive ant colony algorithm

如今水产养殖规模持续扩大，养殖过程中用工成本高、劳动力短缺等问题日渐尖锐，养殖设备机械化、自动化的要求越来越高，水产养殖业正逐步向智能化、现代化和协同化的方向转变^[1]。河蟹等“惰性”生物在养殖过程中，传统的人工遍历式饵料投喂方式，常常存在局部点投喂不足的问题。为解决这一问题，同时提高河蟹养殖自动化程度，采用无人艇对多目标点进行全局路径规划自动投饵，实现精准作业的同时避免水体富营养化，提高投料效率和养殖收益。

路径规划技术借助搭载丰富的传感器，获取实时位姿信息以及作业环境，并在预设环境模型下利用合适的寻优算法规划出最优路径轨迹^[2]。学者们针对静态问题的全局规划研究包含 A*算法^[3-5]、蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO)^[6-8]和粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO)^[9-11]等。Votion 等^[12]在 A*算法的基础上增加惩罚激励机制以此来提高多目标路径轨迹的安全性与多样性。Chen 等^[13]提出一种基于混沌的混合粒子群优化蚁群路径规划算法，利用切比雪夫混沌序列生成随机因子更新公式，优化调整粒子群算法参数，引入全局异步特性和精英策略，改进信息素更新方式，算法搜索速度快，但缺少自适应调整参数。杨立炜等^[14]提出初始信息素阶梯分配原则和运用动态切点调整法平滑路径，解决了目标单一无法应对复杂多变的实际问题。陈劲峰等^[15]通过设置节点之间的属性关系，减小搜索范围，缩小运算时间，改进一种自适应不同复杂环境的蚁群算法。董翔宇等^[16]将蚁群算法的单向搜索变为双向搜索，把人工势场思想引入到启发因子中，对转移概率做了改进，证明了改进算法的优越性。张天瑞等^[17]对于路径转角过大、收敛慢的问题，把转角启发函数加到节点转移概率中，提

高路径选择的适应性，降低局部最小值概率，并利用遗传交叉环节进行二次优化，保证了寻优速度和路径质量。何少佳等^[18]对于存在的搜寻效率低和路径不平衡等问题，利用粒子群算法的全局搜寻优点，快速得到初始信息素，方便下一步蚁群算法的路径规划，过程中对每个点进行遍历，对可行路径进行惯性优化。简而言之，启发式算法具有各自相对较好的优点，但也存在其不足。学者们通过对算法参数因子的改进、目标函数的调整和融合其他算法，提高算法的先进性与适应性。

经典规划算法易实现，但搜索效果一般；启发式算法寻优能力强，但存在其弊端。因此，为解决单一算法寻优不足，提出一种多目标粒子群-蚁群 (PSO-ACO) 的无人艇路径规划算法。首先建立静态水深栅格环境模型和目标函数，利用改进粒子群算法搜索路径调整蚁群算法的初始信息素，然后采用改进蚁群算法进行多目标点全局路径寻优，最后在不同环境投饵策略下仿真，验证算法的优良性。

1 问题描述与环境建模

可视图空间法、拓扑法、栅格法和 Voronoi 图法等几何法是当下建立环境模型的常用办法^[19]。在全局路径规划下的环境建模过程中，选用恰当的建模方法有利于改善路径算法的精度与效率^[20]。

1.1 一般栅格模型

最先由学者 Howden^[21]提出的栅格法应用得较为普遍且易于实现，其思想是将环境信息划分成一个个单元格，并对其每个单元格进行序号表示，亦可用坐标点表示。序号与坐标点能互相代替。栅格法的 2 种表示，如图 1 所示。

栅格划分越多，环境描述越精确，但信息计算存储量也越大；反之，环境描述越模糊，计算速度越

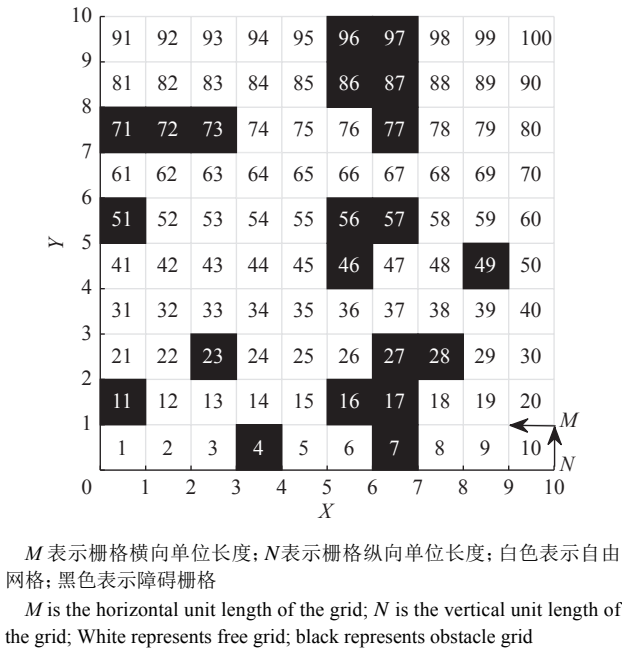


图 1 栅格法的 2 种表示

Fig. 1 Two representations of grid method

快。所以, 栅格的长度选取尤为重要, 一般取决于环境信息与运动对象的大小。矩阵表示为 0(白色自由栅格) 和 1(黑色障碍栅格)。假设平面存在一点 (x_i, y_i) , 则其对应栅格点 (x_a, y_a) 在直角坐标可表示为公式 (1):

$$\begin{cases} x_a = \frac{x_i - x_0}{M} + 1 \\ y_a = \frac{y_i - y_0}{N} + 1 \end{cases}, \quad (1)$$

M 和 N 分别表示每个栅格横向和纵向的单位长度。

1.2 基于蟹塘环境的水深栅格模型

螃蟹养殖周期内, 养殖规律和季节变化影响蟹塘水位深度。在春季养殖初期, 为了促进水生物的生长, 保证充足的日照和提高水温, 水深一般控制在 0.5~0.8 m; 夏季光照充足, 为保证螃蟹生长环境的舒适度, 水深则保持在 1.0~1.5 m。水位的高低影响航行的路径轨迹, 因此引入 x_a 和 y_a 表征栅格位置信息; H 表示栅格的静态水深。通过采用样条函数的计算方法, 预估每个栅格静态水深, 建立静态水深栅格模型^[22]:

$$\begin{cases} H(x_a, y_a) = a_0 + a_1 x_a + a_2 y_a + \sum_{k=1}^N R(D_k) \\ R(D_k) = \frac{\lambda_k}{2\pi} \left\{ \frac{D_k^2}{4} \left[\ln \left(\frac{D_k}{2\tau} \right) + c - 1 \right] + \tau^2 \left[K_0 \left(\frac{D_k}{\tau} \right) + c + \ln \left(\frac{D_k}{2\pi} \right) \right] \right\} \end{cases}, \quad (2)$$

式中, $H(x_a, y_a)$ 表示 a 点栅格的水位; a_i 、 λ_k 为通过求解线性方程组获取的系数; $R(D_k)$ 为规则样条插值法

的函数; D_k 表示 a 点到第 k 个输入点的距离; $c = 0.5172175$; K_0 表示修正贝塞尔函数; τ 表示权重系数。

在蟹塘栅格模型中, 对其不规则形状进行膨化处理, 使占满整个单元栅格。蟹塘中央水位越高, 栅格颜色越深。建立适合的环境模型, 对无人艇的全局路径规划有着重要意义。蟹塘环境优化模型如图 2 所示。

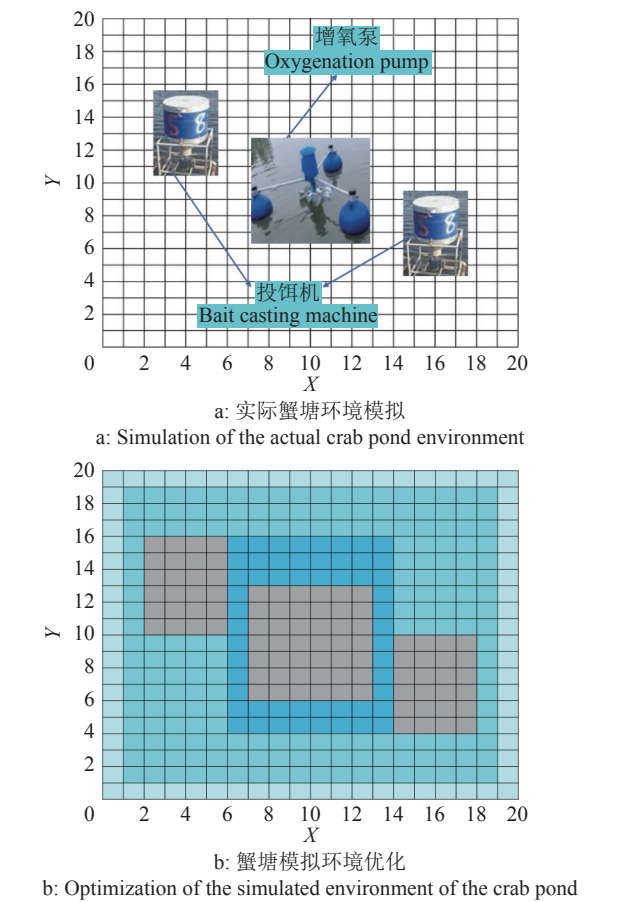


图 2b 中, 蓝色单元的深浅度表征动态水深变化, 灰色单元表征投料装置、增氧泵等设备, 即障碍物区

In Fig. 2b, the color depth of blue cells characterizes dynamic water depth changes, and the gray units represent the obstacle area including feeding device, oxygen pump and other equipment

图 2 蟹塘环境优化模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of crab pond environment optimization model

1.3 目标评估函数建立

对于空间所有存在的可行解, 必须建立一个目标函数来评估路径的好坏。本文结合无人艇的实际作业要求, 考虑路径长度、平滑性和安全性因素, 建立目标评估函数。

1.3.1 路径长度 路径长度 (L) 是每一段路径的长度总和。路径长度越小越好, 经济性越高。其中, (x_i, y_i) 是路径点 d_i 的坐标, 每一段的路径长度

L_i 计算公式为:

$$L_i = |d_i d_{i+1}| = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}, \quad (3)$$

路径长度总和 L 的计算公式为:

$$L = \sum_{i=0}^n d_i. \quad (4)$$

1.3.2 路径平滑性 为保证规划期望轨迹应尽可能保证平滑,减少不必要的拐角。选取轨迹上的 3 个点。路径平滑性(艏向角的变化) (R) 计算公式为:

$$R = \sum_{i=1}^n \cos \frac{\overrightarrow{R_{i-1}R_i} \cdot \overrightarrow{R_iR_{i+1}}}{|\overrightarrow{R_{i-1}R_i}| |\overrightarrow{R_iR_{i+1}}|}, \quad (5)$$

式中, $\overrightarrow{R_{i-1}R_i}$ 表示点 R_{i-1} 到点 R_i 的向量, $\overrightarrow{R_iR_{i+1}}$ 表示路径点 R_i 到点 R_{i+1} 的向量。

1.3.3 路径安全性 为满足无人艇到障碍物的最小距离(S_i) 大于实际船体尺寸, S_i 的计算方法为:

$$S_i = \min \{L_{S_i S_1}, \dots, L_{S_i S_i}\}, \quad (6)$$

式中, $L_{S_i S_i}$ 表示无人艇到第 i 个障碍物的距离。

2 基于多目标 PSO-ACO 融合算法的路径规划

水面无人艇的路径规划实质上就是满足在一定约束条件下的最优化问题,规划算法多需要考虑环境的复杂性、无人艇自身的约束性以及优化指标的多样性。针对无人艇路径规划算法收敛慢、精度低的问题,对粒子群算法和蚁群算法的参数因子优化改进,提出一种多目标 PSO-ACO 的无人艇路径规划融合算法。

2.1 粒子群-蚁群融合算法

本文首先利用改进的粒子群算法对路径进行初始全局规划,根据粒子群算法求得的最优解,调整蚁群算法的初始信息素分布,提高算法的搜索效率;同时蚁群算法具有较好的反馈机制与搜索精度,利用改进蚁群算法进行多目标的全局路径规划。PSO-ACO 融合算法流程如图 3 所示。

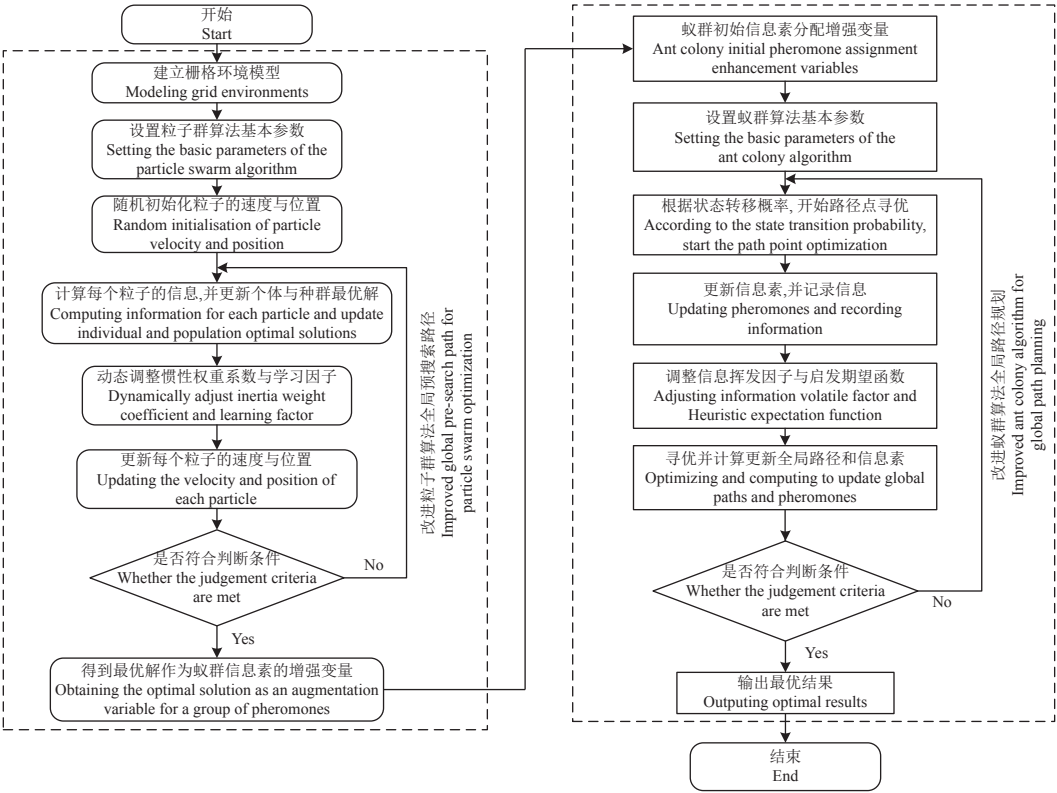


图 3 PSO-ACO 融合算法流程

Fig. 3 PSO-ACO hybrid algorithm flow chart

2.2 改进粒子群算法

1995 年, Eberhart 等^[23] 通过对自然界中鸟群觅食活动行为的思考, 率先提出了粒子群的群智能算

法。粒子群算法参数流程简单, 易于实现。速度与位置代表了粒子的全部特征, 其中, 速度表征粒子的运动速率, 位置表征粒子的方向变化。粒子在空

间解运动中, 不断地迭代更新自己的速度与位置, 具体如式 (7) 所示:

$$\begin{cases} \mathbf{v}_j^{k+1} = \omega \mathbf{v}_j^k + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{pBest} - \mathbf{x}_j^k) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_{gBest} - \mathbf{x}_j^k) \\ \mathbf{x}_j^{k+1} = \mathbf{x}_j^k + \mathbf{v}_j^{k+1} \end{cases}, \quad (7)$$

式中, 惯性权重(ω)影响着算法的寻优效率; $\mathbf{v}_j^k$ 为粒子 j 第 k 次迭代的速度矢量; c_1 为个体学习因子; $\mathbf{p}_{pBest}$ 为最优个体极值; c_2 为群体学习因子; $\mathbf{p}_{gBest}$ 为群体最优极值; $\mathbf{x}_j^k$ 为粒子 j 第 k 次迭代的位置矢量; r_1 和 r_2 是在 $[0, 1]$ 中分别随机取 1 个值。粒子群算法全局寻优好, 但算法早熟收敛现象严重。惯性权重和学习因子的取值影响着算法搜索的精度, 因此需对算法参数做适当的改进。

2.2.1 惯性权重的非线性自适应调整 惯性权重的取值影响着算法的寻优性能。 ω 过大时全局搜索影响较大, 搜索精度较低; 反之, ω 较小时局部搜索能力较强, 容易陷入局部最优。 ω 的调整多采用线性、非线性和自适应调整 3 种策略。为保证粒子前期搜索效率高, 文献 [24] 采用余弦函数调整惯性权重系数的方法, 并仿真对比分析了多种函数, 得出凹函数优于线性函数优于凸函数, 改善了迭代后期的不足。

针对粒子搜索速率慢和迭代过程易陷入局部最优的问题, 本文提出采用非线性自适应调整的策略, 选用非线性与自适应相结合策略, 对 ω 进行调整。在正切函数调整 ω 的算法中, 引入迭代系数因子 (σ), ω 取值随迭代次数的实时变化相应调整。正切函数图像随时间呈现非线性递增的趋势, 起初其递增速率较慢, 保证 ω 取较大值, 便于粒子搜索全局最优解; 随着迭代次数的进行, 正切函数随 σ 增大而增大, 使得 ω 取值较小, 同时函数变化速率较为平缓, 有利于稳定的寻优。第 k 次迭代 ω_k 表达式为:

$$\omega_k = \omega_s - (\omega_s - \omega_e) \tan \sigma, \quad (8)$$

式中, ω_s 为惯性权重最初 (大) 值, ω_e 为惯性权重最终 (小) 值, 迭代系数因子 $\sigma = k/k_{\max}$, $k_{\max}$ 是最大迭代次数。

2.2.2 异步学习因子的自适应改进 在标准粒子群算法中, 学习因子一般取 $c_1 = c_2 = 2$ 。初始搜索阶段, 为了提高算法的全局搜索性能, c_1 尽可能取较大值, c_2 取较小值; 后期迭代过程中, 提高群体学习因子的影响, 提高算法的收敛精度。在满足 $c_1 + c_2 = 4$ 的情况下, 文献 [25] 提出 2 种区间变化。从算法的平均适应度和整体寻优效果考虑,

得出 c_1 落在区间 $[2.25, 3]$ 和 c_2 落在 $[1, 1.75]$ 的时候, 算法的整体寻优效果较佳。本文针对学习因子对算法性能的影响, 提出一种非线性自适应变化的方法, 提高异步学习因子的适应性, 实时计算出异步学习因子的具体值。动态调整异步学习因子, 提高算法粒子的全局搜索效率和后期的寻优精度, 如公式 (9) 所示:

$$\begin{cases} c_1 = 3 - 0.75 \tan \sigma \\ c_2 = 1 + 0.75 \tan \sigma \end{cases}. \quad (9)$$

2.3 改进蚁群算法

在实际生活中, 蚂蚁寻找食物会在经过的途中, 留下自身的位置信息作为标记, 每经过一次路径点就会累积, 并将累积的信息反馈给其他蚂蚁。在观察蚂蚁觅食行为活动中, Dorigo^[26] 得到启示并率先提出蚁群算法。ACO 算法具有全局搜索范围广, 精度高等优点。路径留下的信息素密度决定了节点到节点之间的转移状态, 状态转移概率 $p_{ij}^k(t)$ 的计算公式为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (10)$$

式中, 信息启发式因子 (α) 代表路径中累积信息素的相对重要程度; 期望启发式因子 (β) 反映节点间可见度的相对重要程度, allowed_k 表示蚂蚁 k 下一个可允许选择的所有节点, $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻位置 i 到 j 的信息素, $\eta_{ij}(t)$ 是关于 t 时刻 i 到 j 的期望转移函数, 其表达式如下:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}, \quad (11)$$

当 i 到 j 之间的距离 d_{ij} 越短, 则蚂蚁选择路径 ij 的概率也就越大。当蚂蚁走过 n 个指定位置后, 产生多条较高密度的信息素, 干扰后续蚂蚁的选择, 所以采取一定的策略对更新信息素是必要的。在 $t+1$ 时刻路径信息素更新公式为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t), \quad (12)$$

式中, ρ 为挥发因子, $\rho \in (0, 1)$; $\sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t)$ 表示所有蚂蚁遍历完路径点的信息素总和。蚁群算法寻优精度高, 但存在初始信息素缺失、效率低的问题。信息素挥发因子和启发期望函数的调整影响着算法搜索的效率, 因此需对算法参数做适当的优化, 从而

提高 ACO 算法寻优能力。

2.3.1 信息素挥发因子的优化 初始信息素挥发因子要保证足够大,降低路径过程中的信息素密度,提高蚂蚁路径选择的多样性;后期迭代过程中,挥发因子随着迭代次数的增加而逐步减小,路径过程中的信息素密度逐渐增加。为了能够使蚁群算法全局寻优过程中,提高全局收敛速率和后期搜索精度,本文引入基本最小量,提出非线性地调整信息素挥发因子,提高算法搜索效率。信息素挥发因子的表达式为:

$$\rho = 0.2 + 0.6e^{\frac{i_{\max} - i}{i_{\max}}}, \tag{13}$$

式中, $i_{\max}$ 表示最大迭代次数, i 为当前迭代次数。

2.3.2 启发期望函数的优化 为降低算法陷入局部最优的可能,本文引入 A*算法的估价思想,利用节点之间的关系建立估价函数,改进启发期望函数 $\eta_{ij}(t)$ 。距离 d_{im} 可以用节点 i 到节点 j 的距离 d_{ij} 和节点

j 的距离到目标点 m 的距离 d_{jm} 的权重来表示。欧几里得度量计算节点间距离,具体表达式如下:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{\lambda d_{ij} + (1 - \lambda) d_{jm}}. \tag{14}$$

3 仿真案例分析

为验证融合算法的优良性,在 2.4GHz PC, i5-1135G7, 16GB RAM 操作系统上运行仿真软件 Matlab R2018b。

3.1 改进粒子群算法仿真分析

首先使用改进粒子群算法对多投喂点全局路径规划问题进行仿真求解。设定粒子数量 1000, 最大迭代次数 50, 投喂点位置数目 14。标准粒子群算法 $\omega = 0.9, c_1 = c_2 = 2$ 。分别从平均运行时间、路径距离和迭代次数考虑算法的优良性,仿真结果如表 1 所示。

表 1 2 种粒子群算法仿真对比
Table 1 Simulation comparison of two algorithms

算法 Algorithm	平均运行时间/s Average running time	平均路径距离/cm Average path distance	最优迭代次数 Optimal iteration times
标准 PSO Standard PSO	2.36	31.23	26
改进 PSO Improved PSO	1.68	30.88	21

算法仿真图结果对比如图 4 和图 5 所示。仿真结果表明:改进 PSO 算法的全局收敛速度更快,适应度值更小,全局路径长度更短,算法的效率较好。

3.2 简单环境单投喂点环境仿真分析

为提高算法结果的普遍性,对简单环境下单投喂点的无人艇全局路径规划问题进行了多次仿真。设置算法初始参数,栅格尺寸选用 20×20,设定蚂蚁个数 50,迭代次数 50,单个投喂点数目为 1。如表 2

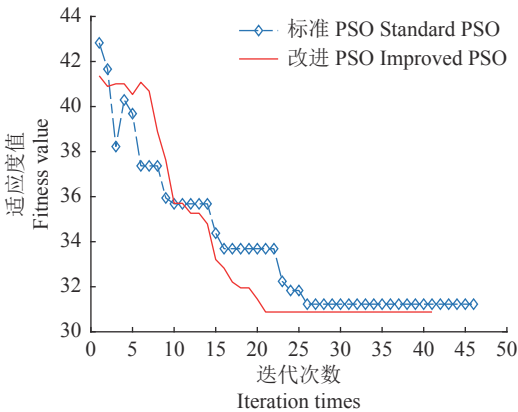


图 5 对比 PSO 收敛曲线图
Fig. 5 Comparison of PSO convergence diagram

所示,在简单环境单投喂点路径规划中,相比较于标准 ACO 与改进 ACO,融合算法不具有路径长度的优势,但迭代次数和拐点数目均较低,整体轨迹效果较好。

图 6 和图 7 分别表示路径算法轨迹对比图和算法收敛曲线对比图。仿真结果表明:相较于标准 ACO 算法,PSO-ACO 融合算法轨迹的平滑性更佳,收敛速度快,路径长度较短。

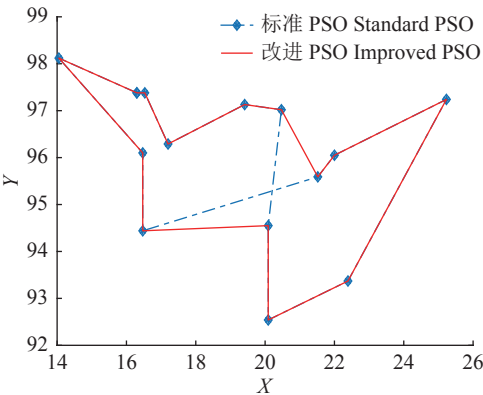


图 4 多投喂点的全局最优路径
Fig. 4 Global optimal path of multiple feeding points

表 2 简单环境单投喂点的算法仿真结果对比

算法 Algorithm	运行时间/s Running time	最短路径距离/cm Minimum path distance	最优迭代次数 Optimal iteration times	路径拐点数目 Number of path inflection points
标准ACO Standard ACO	4.78	28.63	23	10
改进ACO Improved ACO	3.68	28.04	21	6
PSO-ACO	3.39	28.04	19	3

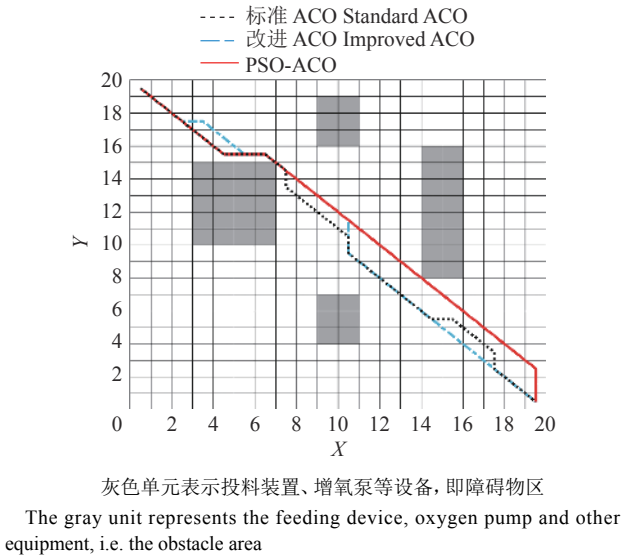


图 6 简单路径算法轨迹对比图

Fig. 6 Trajectory comparison of simple path algorithm

3.3 复杂环境多投喂点环境仿真分析

为了验证融合算法在复杂环境的适应性，对复

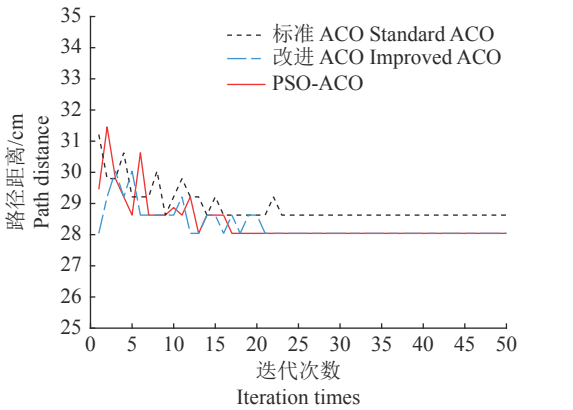


Fig. 7 Comparison of convergence curve of simple path algorithm

杂环境下多投喂点的无人艇全局路径规划问题进行了仿真。栅格尺寸选用 20×20，设定蚂蚁个数 80，迭代次数 200，投喂点数目为 4。如表 3 所示，在复杂环境多投喂点路径规划中，融合算法各参数指标优势更加明显。

表 3 复杂环境多投喂点的算法仿真结果对比

算法 Algorithm	运行时间/s Running time	最短路径距离/cm Minimum path distance	最优迭代次数 Optimal iteration times	路径拐点数目 Number of path inflection
标准ACO Standard ACO	106.73	74.12	264	36
改进ACO Improved ACO	81.17	68.28	126	24
PSO-ACO	72.58	66.87	98	20

图 8 和图 9 分别表示路径算法轨迹对比图和过程点收敛曲线图。融合算法路径平滑性远优于改进蚁群算法，且无危险碰撞。仿真结果显示：PSO-ACO 融合算法的轨迹平滑性好，收敛速度快，适应度值更小，路径距离更短。

3.4 基于栅格静态水深仿真分析

鉴于河蟹养殖规律及季节环境等因素，蟹塘的水位会发生变化。水位在春季养殖初期最浅，因此

只需考虑春季养殖初期水位与无人艇吃水深度的关系，当栅格的水深低于无人艇的吃水深度，则默认此栅格为浅滩区。设定某一区域栅格静态水深低于无人艇的吃水深度，并在复杂环境下对多投喂点进行全局规划。仿真结果如图 10 所示。融合算法不仅具有较优的规划能力，而且能够较好地规避障碍区与浅水区。

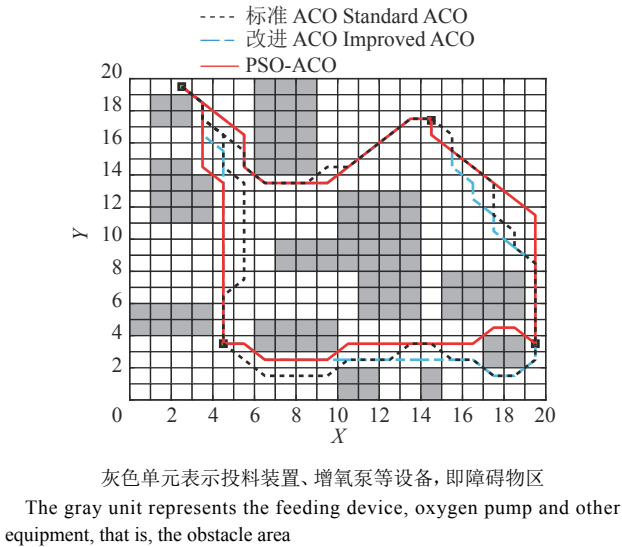


图 8 复杂路径算法轨迹对比图

Fig. 8 Trajectory comparison of complex path algorithm

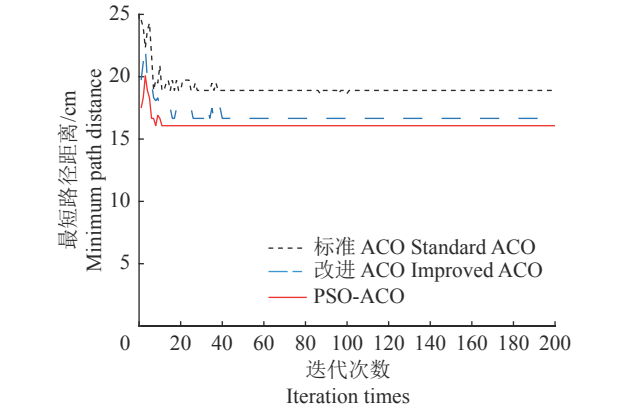


图 9 复杂路径算法过程点收敛曲线图

Fig. 9 Process point convergence curve of complex path algorithm

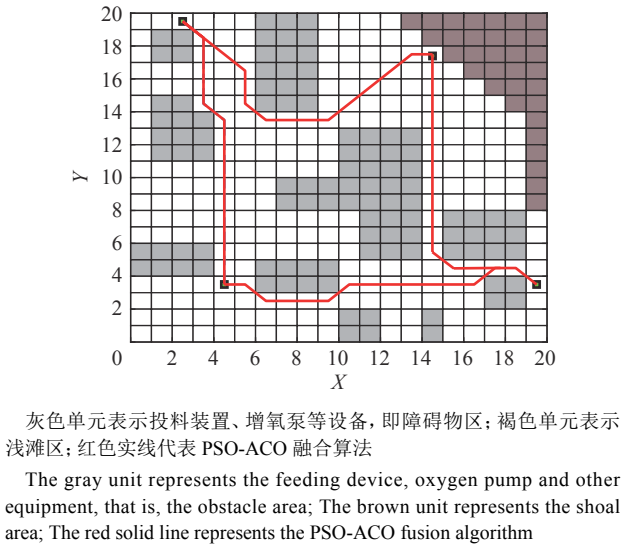


图 10 静态水深下的全局规划

Fig. 10 Global planning under static water depth

4 结论

针对河蟹养殖过程中，蟹塘水位环境变化以及无人艇路径规划算法收敛慢、精度低的问题，基于静态水深栅格环境模型，提出一种多目标 PSO-ACO 融合算法的无人艇路径规划算法。针对粒子群算法寻优精度低和蚁群算法寻优速度慢的问题，融合算法通过对自身参数的适应性调整，解决了单一算法寻优不足的弊端。在不同环境投饵策略下仿真表明，改进融合算法在对多目标路径寻优时，不仅环境适应性好，而且提高了寻优效率和精度。

参考文献:

[1] 洪剑青, 赵德安, 孙月平, 等. 水产养殖自动驾驶无人明轮船航向的多模自适应控制[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1): 95-101.

[2] FAKOOR M, KOSARI A, JAFARZADEH M. Humanoid robot path planning with fuzzy Markov decision processes[J]. Journal of Applied Research and Technology, 2016, 14(5): 300-310.

[3] AMMAR A, BENNACEUR H, CHAARI I, et al. Relaxed Dijkstra and A* with linear complexity for robot path planning problems in large-scale grid environments[J]. Soft Computing, 2016, 20(10): 4149-4171.

[4] LI C, HUANG X, DING J, et al. Global path planning based on a bidirectional alternating search A* algorithm for mobile robots[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 108123.

[5] JIANG H, SUN Y. Research on global path planning of electric disinfection vehicle based on improved A* algorithm[J]. Energy Reports, 2021, 7: 1270-1279.

[6] MA Y N, GONG Y J, XIAO C F, et al. Path planning for autonomous underwater vehicles: An ant colony algorithm incorporating alarm pheromone[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 141-154.

[7] 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.

[8] FENG W, RAO Z, WANG Z. Research on the application of ant colony algorithm in underwater path planning[C]//Proceedings of the 2016 International Symposium on Advances in Electrical, Electronics and Computer Engineering. Paris, France: Atlantis Press, 2016: 12-13.

[9] MA Y, FENG W, MAO Z, et al. Path planning of UUV based on HQPSO algorithm with considering the navigation error[J]. Ocean Engineering, 2022, 244: 110048.

[10] KRELL E, KING S A, CARRILLO L R G. Autonomous

Surface Vehicle energy-efficient and reward-based path planning using Particle Swarm Optimization and Visibility Graphs[J]. *Applied Ocean Research*, 2022, 122: 103125.

[11] XU L, CAO M, SONG B. A new approach to smooth path planning of mobile robot based on quartic Bezier transition curve and improved PSO algorithm[J]. *Neuro-computing*, 2022, 473: 98-106.

[12] VOTION J, CAO Y. Diversity-based cooperative multi-vehicle path planning for risk management in costmap environments[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 66(8): 6117-6127.

[13] CHEN P, LI Q, ZHANG C, et al. Hybrid chaos-based particle swarm optimization-ant colony optimization algorithm with asynchronous pheromone updating strategy for path planning of landfill inspection robots[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2019, 16(4): 1729881419859083.

[14] 杨立炜, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(9): 10-18.

[15] 陈劲峰, 黄卫华, 王肖, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. *高技术通讯*, 2020, 30(3): 291-297.

[16] 董翔宇, 季坤, 朱俊, 等. 对特高压变电站巡检机器人路径规划改进蚁群算法的研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(18): 154-160.

[17] 张天瑞, 吴宝库, 周福强. 面向机器人全局路径规划的改进蚁群算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(1): 282-291.

[18] 何少佳, 史剑清, 王海坤. 基于改进蚁群粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. *桂林理工大学学报*, 2014, 34(4): 765-770.

[19] 王金龙. 无人艇航路规划的算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.

[20] 严文娟. 高铁用送餐机器人软件系统设计与实现[D]. 南京: 东南大学, 2019.

[21] HOWDEN W E. The sofa problem[J]. *Computer Journal*, 1968, 11(3): 299-301.

[22] 徐唐进, 张安民, 高邈, 等. 动态水深环境下的无人艇路径规划[J]. *测绘科学*, 2021, 46(6): 180-189.

[23] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya: IEEE, 1995: 39-43.

[24] 姜建国, 田旻, 王向前, 等. 采用扰动加速因子的自适应粒子群优化算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2012, 39(4): 74-80.

[25] 董楠楠, 夏天, 王长海. 基于粒子群优化算法对 PID 参数的优化整定[J]. *软件*, 2017, 38(11): 67-70.

[26] DORIGO M. Optimization, learning and natural algorithms[D]. Milan: Politecnico di Milano, 1992.

【责任编辑 庄 延】