

文章编号:1671-6833(2024)03-0055-09

基于改进人工鱼群算法的蠕虫机器人路径规划

姜晓东¹, 任奕辰², 朱晓东¹

(1. 郑州大学 电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 香港科技大学 计算机科学与工程学系, 香港 999077)

摘要: 针对人工鱼群算法在机器人路径规划中存在路径长、精度不高、易陷入局部最优等问题, 提出了一种改进的人工鱼群算法, 旨在提高算法效率及精度。首先, 在算法觅食行为中加入寻优循环, 减少算法在路径规划中选取位置点的随机性, 使机器人能够更快地走向目标点; 其次, 融合禁忌搜索算法, 通过引入禁忌表来记录算法陷入局部最优的路径, 使算法在选取新位置点时能够避开局部最优区域, 避免算法在局部过度循环, 同时对规划出的路径进行优化处理, 删去重复栅格点之间的路径, 保证路径中没有重复的栅格点; 最后, 将改进后的人工鱼群算法应用在一种新型的三维栅格地图中。实验结果表明: 相较于其他对比算法, 在地图 1、2、3 中改进人工鱼群算法所取得的平均路径长度分别减少了 10%、15%、30%, 在复杂地图中路径规划的成功率提高了 75%。

关键词: 蠕虫机器人; 人工鱼群算法; 路径规划; 禁忌搜索; 栅格地图

中图分类号: TP242; TP391.9

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2024.03.007

在对机器人路径规划的过程中, 首先要读取已知环境地图的数据信息, 给定机器人的起始点和终点, 并依据机器人的相关条件, 通过相关算法规划出一条无碰撞、路程短、用时少、相对最优的完整路径。其中的关键是如何利用环境信息对路径的规划进行决策, 这就需把重点放在智能算法的选取以及改进上。目前常用的机器人路径规划算法有蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)^[1]、遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[2]、快速扩展随机树算法 (rapidly exploring random tree, RRT)^[3]、人工鱼群算法 (artificial fish swarms algorithm, AFSA)^[4] 等, 这些方法都有各自的优缺点以及使用环境, 可以根据机器人的结构信息以及地图模型选取合适的路径规划算法。

人工鱼群算法是一种模拟鱼群行为的优化算法, 最早是由李晓磊博士在 2002 年提出的一种群体智能寻优方法^[5], 由于其有收敛速度快和寻优效果好等优点, 有学者将其应用于机器人的路径规划^[6]。张文辉等^[7]通过引入方向算子来提升觅食、聚群和追尾行为的准确度和成功率, 由此提高了算法的求解速度和稳定性。黄宜庆等^[8]引入了多策略混合机制, 分别为鱼群的视野范围、步长、个体变

异策略, 提高人工鱼群算法的收敛速度和优化精度。针对人工鱼群算法在路径规划中表现出的收敛速度慢、运算精度低等问题, 梁雪慧等^[9]提出了人工鱼群与遗传策略融合的算法, 在算法中加入含有保护概率和淘汰概率的精英策略遗传算法。为了避免人工鱼群算法在栅格地图中出现全局最优和局部最优之间相互干扰的情况, 罗如学等^[10]用视觉函数和新型的拥挤度因子函数代替了固定的视觉范围和拥挤度, 由此提高了人工鱼群算法的寻优能力和搜索精度。胡致远等^[11]将人工鱼群算法和蚁群算法融合, 对人工鱼群算法的状态表达式和移动步长进行了改进, 结果表明, 算法在收敛速度和减少耗时方面均有所提高。Li 等^[12]提出了一种改进人工鱼群算法与连续分段贝塞尔曲线结合的算法, 解决了算法收敛性差的问题, 同时引入了贝塞尔曲线理论对路径进行平滑处理, 克服了传统算法中拐点多、路径长等问题。Li 等^[13]将整个种群划分为 2 个亚群, 分别对 2 个种群采取不同的自适应策略, 加快了算法的收敛速度, 提高了算法整体的优化性能。Wang 等^[14]提出了一种基于改进人工鱼群算法与路径优化器结合的路径规划方法, 采用 4 个自定义算子和 1 个自适

收稿日期: 2023-10-25; 修订日期: 2023-11-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61806179)

通信作者: 朱晓东 (1970—), 男, 河南安阳人, 郑州大学副教授, 博士, 主要从事智能控制及智能信息处理方面的研究, E-mail: zhu_xd@zzu.edu.cn。

引用本文: 姜晓东, 任奕辰, 朱晓东. 基于改进人工鱼群算法的蠕虫机器人路径规划[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024, 45(3): 55-63. (JIANG X D, REN Y C, ZHU X D. New grid map path planning based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(3): 55-63.)

应因子来提高算法的收敛性能,具有较高的规划效率。针对移动机器人路径规划在实际环境下优化精度低、收敛性差等问题,Qi 等^[15]提出了一种加权改进的自适应人工鱼群算法,算法加入了自适应步长和视觉策略,并引入了权重评估因子,使算法具有良好的搜索能力和收敛性。

本文根据蠕虫机器人的结构特点以及改进的栅格地图模型,选取人工鱼群算法作为路径规划的基础算法。针对人工鱼群算法中的觅食行为进行改进,加入精英策略,通过循环,保留每次觅食行为选出的最优结果,并且在算法中引入禁忌搜索算法^[16](tabu search, TS),将鱼群的位置信息作为禁忌对象,每条人工鱼的路径中相同位置点计入禁忌表,禁忌表中的位置点不可以作为鱼群的备选目标点,由此可以使人工鱼群较快地跳出局部最优,从而规划出最优路径。为消除人工鱼在陷入局部最优过程中产生的影响,在人工鱼寻找到终点后,对人工鱼的运动路径进行优化处理,删去重复点之间的路径。

1 适用于蠕虫机器人的栅格地图建模

1.1 蠕虫机器人栅格地图建模

对于机器人的路径规划问题,环境建模是最基本要素,环境建模直接关系到机器人路径规划的过程以及规划结果。常见的路径规划环境建模方法有栅格法、拓扑法、可视图法等^[17-19]。栅格法是根据特定分辨率将外部环境离散为相同大小的网格,每一个网格称为一个单元,每个单元分为占用状态和空闲状态,表示为相应的栅格位置是否有障碍物^[20]。不同类型的机器人所需要的路径规划地图是不同的,本文构建出一种新型的栅格地图环境,主要应用于如图 1 所示蠕虫类机器人^[21-23]。

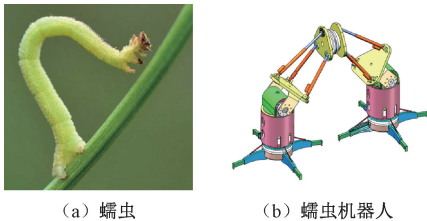


图 1 蠕虫机器人
Figure 1 Worm robot

与常规的机器人相比,图 1 中的蠕虫机器人在运动特性上有明显的不同。首先,在面对路径中的障碍物时,常规的机器人一般都会选择绕行^[24],而蠕虫机器人则可以利用自身结构特性通过各关节之间的相互配合翻越一定高度范围内的障碍物。其次,蠕虫机器人与常规机器人之间的不同在于对地

面环境有一定的要求,蠕虫机器人依靠足部夹爪与地面之间的相互作用使机器人整体保持稳定,而在部分地面中会存在足部夹爪无法稳定夹持的情况^[25]。因此,在对蠕虫机器人的路径规划中需要添加上述的实际约束。

在建立栅格地图过程中,一般通过数字矩阵来存储环境信息,将表示障碍物的栅格赋值为 1,称为障碍物栅格;表示地面的栅格赋值为 0,称为空白栅格^[26]。在栅格地图中采用序号法对栅格地图中的单元格进行标识,如图 2 所示,将坐标系建立在 10×10 的栅格地图的左下角,为方便后续路径规划算法的运行,将坐标系的起始点设定为(1,1),单元格的序号 p 可通过坐标信息来确定,每个单元格的坐标为 (x_p, y_p) ,序号 p 为

$$p = (x_p - 1) \cdot n + y_p \quad (1)$$

式中: n 为栅格地图的行数。

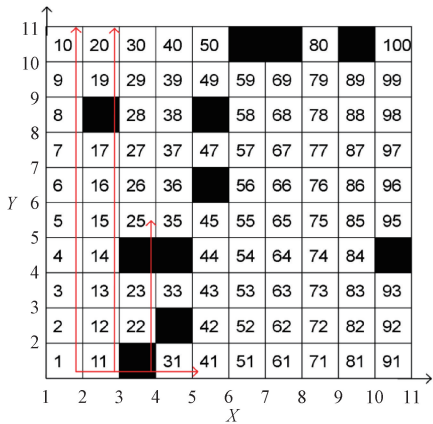


图 2 序号法栅格地图模型

Figure 2 Grid map model of ordinal method

由于蠕虫机器人在野外环境中工作,在真实的环境中并非所有的地面都满足蠕虫机器人的运动条件,因此在栅格地图的空白栅格中选取一定比例的栅格,并将其定义为可跨越不可行走栅格,在地图信息中将此类栅格的数值改为 2。在路径规划的过程中,对蠕虫机器人的约束表现为“此类栅格不可以选为落脚点”,但与障碍栅格不同的是蠕虫机器人可以通过不同的运动步态跨越此类栅格。常规的栅格地图中障碍物的表示方法虽然可以展现出环境中的障碍物分布情况,但是没有显示出障碍物的高度,不能切实反映环境的真实情况。对于部分拥有跨越障碍能力的机器人来说,此种表示方法会使机器人的运动路径与实际不符。由于蠕虫机器可以通过运动步态来跨越障碍物,因此需要根据障碍物的实际情况对栅格法地图建模进行改进。在栅格地图中给所有障碍栅格赋予高度值,假设此高度值为障碍物

的实际高度并将其三维化,如图 3 所示。在路径规划的过程中对蠕虫机器人的约束表现为“在面对障碍物时需要根据自身的结构以及运动步态做出反应,判断跨越或者绕行障碍物”。

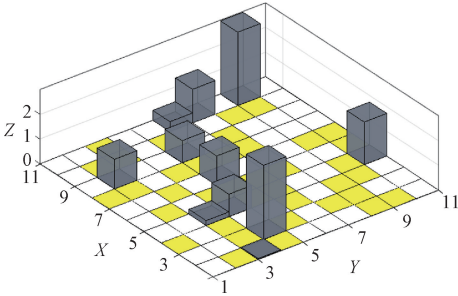


图 3 改进后栅格地图模型
Figure 3 Improved grid map model

1.2 蠕虫机器人的规避原则

当蠕虫机器人面对障碍物时,可以根据机器人的结构尺寸和运动步态来设定蠕虫机器人的运动步长以及能够跨越障碍物的高度,本文设置机器人的运动步长为 1.00~2.41 个单位长度,能够跨越障碍物的最大高度为 1.35 个单位长度。在蠕虫机器人的运动步长范围内,大致可分为如图 4 所示的 5 种运动情况,图中线条表示为蠕虫机器人的运动步长,线条跨越的区域为机器人运动过程中需要跨越的栅格。为了保证机器人能够跨越运动范围内的障碍物,要求图中所有障碍栅格的高度不能超过 1.35 个单位长度,如果其中有一个障碍栅格的高度不符合要求,则蠕虫机器人无法跨越该障碍物,需要绕行。

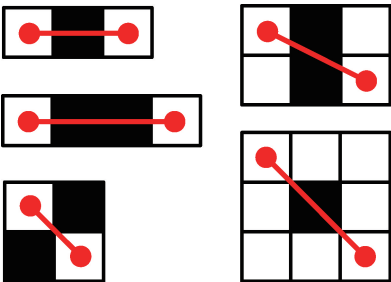


图 4 蠕虫机器人跨越障碍示意图
Figure 4 Schematic diagram of worm robot crossing obstacles

2 改进人工鱼群算法

2.1 人工鱼群算法在改进栅格地图上的应用

人工鱼群算法 (AFSA) 是一种模拟鱼群行为的优化算法,通过模仿鱼群在活动中觅食行为、聚群行为、追尾行为、随机行为,并建立这 4 种行为的算法模型来实现全局寻优功能。

对于算法的模型,可以将其整体描述为一个 n 维的目标搜索空间,在空间内存在一个由 N 条人工

鱼个体组成的群体,称为人工鱼群。第 i 条人工鱼个体的状态可以表示为向量 \mathbf{X}_i ,每条人工鱼所处的位置的食物浓度表示为 $Y = f(\mathbf{X}_i)$,其中 $f(x)$ 为目标函数。每条鱼都可以通过视觉观察周围的情况,进而判断接下来向哪个方向游动,由此引入人工鱼群的两个主要参数:人工鱼个体的视野范围 $Visual$ 、人工鱼个体的最大移动步长 $Step$ 。

如图 5 所示,模拟出人工鱼的视觉和运动步长,对于第 i 条人工鱼来说,其在视野范围内随机选择一点 \mathbf{X}_v ,如果 \mathbf{X}_v 处的状态优于当前状态 \mathbf{X}_i ,则该人工鱼会向前游动一步,到达位置 \mathbf{X}_{inext} ;如果 \mathbf{X}_v 处的状态不优于当前状态 \mathbf{X}_i ,则人工鱼继续在视野范围内随机寻找其他位置,直至找到较优点;人工鱼寻找的次数越多,对周围的环境信息了解越透彻,越有利于人工鱼选择正确的移动方向。当然,寻找的次数也有一定限制,设置个体最大搜寻次数 Max_try 和整体最大迭代次数 Max_gen 。人工鱼视野范围内的拥挤程度用拥挤因子 δ 表示,每条人工鱼在执行 4 种行为时,可以在步长范围内向任何方向移动,同时也能感知视野范围内其他人工鱼的状态。

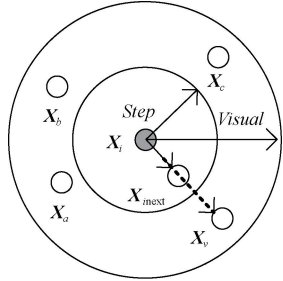


图 5 人工鱼视野及运动步长模拟图
Figure 5 Artificial fish visual field and motion step simulation diagram

(1) 觅食行为。觅食行为是鱼群生存的一种本能行为,鱼群会向食物浓度更高地方前行,具体表现为人工鱼 i 在视野范围内随机选取一点 \mathbf{X}_v ,人工鱼在该点的状态可表示为

$$\mathbf{X}_v = \mathbf{X}_i + Visual \cdot \text{rand}(0,1). \quad (2)$$

式中: $\text{rand}(0,1)$ 表示 0 到 1 之间的一个随机数。 \mathbf{X}_v 点处的食物浓度为 Y_v ,人工鱼 i 原始位置的食物浓度为 Y_i ,如果 Y_v 大于 Y_i ,则人工鱼 i 根据式 (3) 沿着 \mathbf{X}_v 的方向前行一步到达 \mathbf{X}_{inext} 。

$$\mathbf{X}_{inext} = \mathbf{X}_i + Step \cdot \frac{\mathbf{X}_v - \mathbf{X}_i}{\|\mathbf{X}_v - \mathbf{X}_i\|} \cdot \text{rand}(0,1). \quad (3)$$

式中: $\|\mathbf{X}_v - \mathbf{X}_i\|$ 表示两人工鱼之间的欧氏距离。如果 Y_v 小于 Y_i ,人工鱼将继续在视野范围内随机搜寻其他位置点 \mathbf{X}_v ,直至找到较优点,若在尝试了 Max_try 次后还未寻找到更优点,则人工鱼执行随

机行为。

(2) 聚群行为。在聚群行为过程中人工鱼主要遵循:①向邻近人工鱼的中心游动;②尽量避免鱼群过度拥挤。假设人工鱼搜索得出其视野范围内的人工鱼数目 n_f , 计算这些人工鱼中心位置的状态 X_c 以及食物浓度 Y_c 。如果 $Y_c/n_f < \delta \cdot Y_i$, 说明 X_c 处食物浓度更优并且不拥挤, 则人工鱼会根据式(4)向状态 X_c 的位置前行一步, 否则人工鱼将执行觅食行为。

$$X_{next} = X_i + Step \cdot \frac{X_c - X_i}{\|X_c - X_i\|} \cdot \text{rand}(0, 1)。 \quad (4)$$

(3) 追尾行为。追尾行为是指人工鱼向其视野范围内最优的方向移动的一种行为。人工鱼当前的状态为 X_i , 该人工鱼搜索出其视野范围内所有人工鱼, 寻找出这些人工鱼中最优的个体状态 X_b 以及食物浓度 Y_b , 并探索该最优个体视野范围内的人工鱼数目 n_f , 如果 $Y_b/n_f < \delta \cdot Y_i$, 说明 X_b 处食物浓度更优并且不拥挤, 则人工鱼会根据式(5)向状态 X_b 的位置前行一步, 否则人工鱼将执行觅食行为。

$$X_{next} = X_i + Step \cdot \frac{X_b - X_i}{\|X_b - X_i\|} \cdot \text{rand}(0, 1)。 \quad (5)$$

(4) 随机行为。对于经过上述 3 种行为后还没有找到较优前行目标的人工鱼, 会根据式(2)在步长范围内随机前行一步。随机行为可以一定程度上抑制鱼群陷入局部最优, 增加种群的多样性。

基于上述介绍, 对算法步骤进行改进, 使其应用到新型的栅格地图中, 实现蠕虫机器人的路径规划。路径规划的流程如图 6 所示。

2.2 人工鱼群算法改进点

由于常规的人工鱼群算法的行为是为了寻求相对较优点, 这种方法有利于算法的快速寻优, 但是很容易导致算法在面对较多地图陷阱时陷入局部最优, 并且在面对空白栅格较多时, 存在部分路径不合理、精度不高等情况。本文主要针对这些问题对算法进行如下改进。

(1) 改进算法中的行为选择方式以及觅食行为。基础人工鱼群算法的流程中首先执行聚群和追尾行为, 在此处将觅食行为加入其中, 使算法在觅食、聚群、追尾 3 种行为中选取最优结果。常规的觅食行为是在视野范围内随机选取一点, 如果被选取点的食物浓度优于当前位置则确定为下一目标点。这种选取方法有很大的偶然性, 尤其在面对大面积的空白栅格时, 视野范围内食物浓度优于当前位置的点有很多, 极有可能导致路径规划不合理。因此对觅食行为进行改进, 在其中加入寻优循环, 具体表

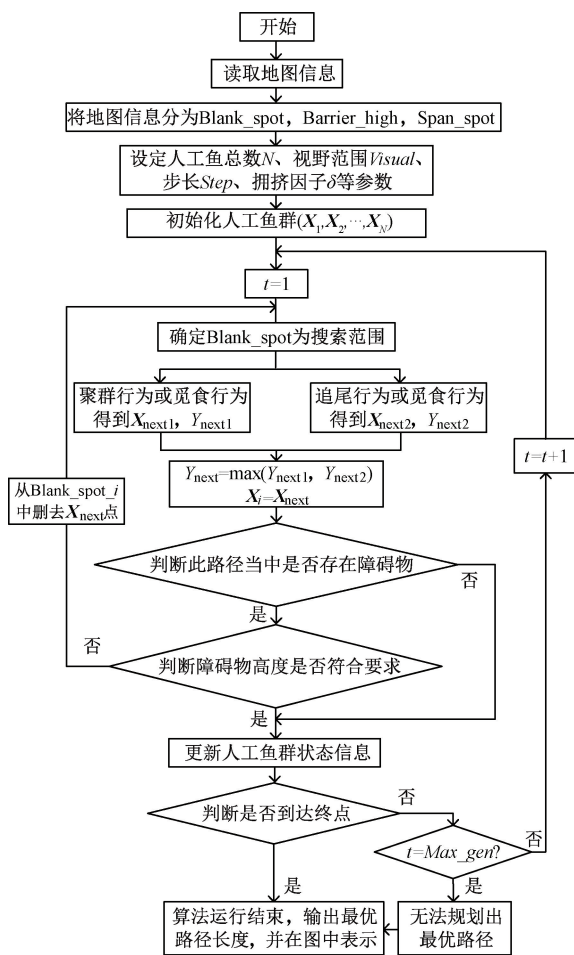


图 6 路径规划流程

Figure 6 Path planning flowchart

示为通过常规觅食行为选取出第 1 个目标点 X_{n1} 并将其保留, 代表完成第 1 次循环, 继续进行第 2 次常规觅食行为, 选出第 2 个目标点 X_{n2} 时与保留的 X_{n1} 进行比较, 如果 Y_{n2} 大于等于 Y_{n1} 则保留 Y_{n2} , 如果小于则舍去, 代表完成第 2 次寻优, 直至达到最大循环次数 Max_ms , 选取出最终的目标点 X_n 。图 7 为改进后觅食行为的流程图。

(2) 融合禁忌搜索算法 (tabu search algorithm, TS)。禁忌搜索算法最早由美国科罗拉多大学教授 Fred Glover 在 1986 年提出, 是一种启发式算法^[27], 与其他算法相比, 其主要优势是能够使算法跳出局部最优, 算法的主要思想是对于搜索过的地方短时间内不会进行第 2 次搜索。为了使算法在路径规划的过程中能够跳出局部最优, 在基础人工鱼群算法中融合禁忌搜索算法。首先在算法中建立禁忌表 List, 将栅格地图中的单元格序号作为禁忌对象, 人工鱼群算法中每条人工鱼的行走路径都会被记录, 当人工鱼选取出下一个前行的位置点时, 对该人工鱼行走过的路径进行筛选, 如果人工鱼在之前的路径中走过该位置点, 表明此人工鱼在进行往返游动,

为避免陷入局部循环,将此人工鱼路径中与该位置点相同的位置栅格之间的栅格序号加入禁忌表,同时为了不影响其他人工鱼的前行路径,此禁忌表只对该人工鱼有效,即每条人工鱼都有属于自己的禁忌表。

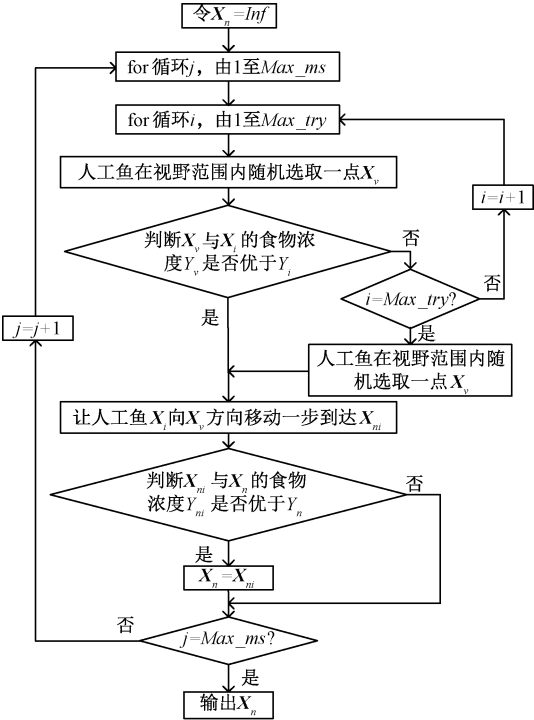


图 7 改进觅食行为流程图

Figure 7 Improvement of foraging behavior flowchart

(3)对路径进行优化处理。当有人工鱼寻找到目标点时,算法跳出迭代,从人工鱼群中找出到达目标点的人工鱼路径,对这些人工鱼的运动路径进行优化处理。首先筛选出路径中重复的栅格点序号,删去重复栅格点之间的路径,保证路径中没有重复的栅格点,此做法主要是为了消除人工鱼在陷入局部最优过程中运动的路径。

2.3 改进人工鱼群算法流程

将改进后人工鱼群算法应用在新型的栅格地图中,具体步骤如下。

步骤 1 读取地图信息,将地图信息划分为 Blank_spot、Barrier_high、Span_spot。

步骤 2 设定人工鱼群总数 N 、视野范围 $Visual$ 、步长 $Step$ 等参数;初始化禁忌表 $List$,人工鱼群 (X_1, X_2, \dots, X_N) ;在 $(1, N)$ 的元胞数组 $cell$ 的每一个元胞中存放 $Blank_spot$ 作为每条人工鱼的搜索范围。

步骤 3 算法进入迭代过程,通过 $Setdiff$ ($Blank_spot_i, List_i$)更新每条人工鱼的搜索范围,同时执行改进的觅食行为、聚群行为、追尾行为,得

到 3 个位置点 $X_{next1}, X_{next2}, X_{next3}$,对比这 3 个位置点的食物浓度,选取最优食物浓度对应的位置点作为人工鱼前行点 X_{next} 。

步骤 4 根据蠕虫机器人的规避原则判断人工鱼 X_i 和前行点 X_{next} 之间的路径是否存在障碍物,不存在则执行步骤 5,若存在则判断障碍物高度是否符合要求,符合则执行步骤 5,不符合则返回步骤 3 重新选取下一目标点。

步骤 5 判断 X_{next} 是否与该人工鱼路径上的点重合,存在则更新该人工鱼的禁忌表 $List_i$,不存在则继续;之后更新人工鱼的状态信息,记录人工鱼群路径。

步骤 6 判断人工鱼是否到达终点,到达终点则执行步骤 7,若未到达终点判断是否已达到最大迭代次数,达到最大迭代次数则算法结束,说明算法无法规划最优路径,没有达到最大迭代次数则返回步骤 3 继续迭代。

步骤 7 对完成规划的路径进行优化处理,对路径中的点进行去重处理,删去重复点之间的路径,算法运行结束,输出最优路径长度和运行时间,并在新型栅格地图中显示。

3 实验与结果分析

3.1 对比实验

为了验证改进人工鱼群算法的有效性,需要把该算法与常规人工鱼群算法、蚁群算法^[28]以及文献[10]中的 IAFSA 算法进行对比。将这些算法在 3 种不同功能类型的新型栅格地图中仿真运行,在仿真模拟 15 次后,记录最短路径,并计算路径长度的平均值、方差和平均运行时长,分别选取最短规划结果在图中显示。算法的运行环境为 Windows 10 64 bit,处理器为 Intel i7-4790 CPU,运行内存为 8.00 GB,软件为 MATLAB2020a。

仿真前对各算法的参数进行设置,在人工鱼群算法中,将人工鱼数量 N 设置为 50,由于蠕虫机器人的运动步长为 1.00~2.41 个单位长度,所能跨越的最高的障碍物高度为 1.35 个单位长度,因此将人工鱼群算法中的运动步长 $Step$ 设置为 2.41,视野范围 $Visual$ 设置为 2.5。最大搜寻次数 Max_try 设置为 10,拥挤因子 δ 设置为 0.618,对于本文提出的改进人工鱼群算法,将参数 Max_ms 设置为 3,其余参数与人工鱼群算法的参数保持一致。参照文献[10]中的 IAFSA 算法,将其参数 $visual_min$ 设置为 6, $visual_max$ 设置为 16, δ_{min} 设置为 0.01, δ_{max} 设置为 0.9,调整参数 m 设置为 100,其余参数与基础人

工鱼群算法的参数保持一致。对于蚁群算法,将蚂蚁数量设置为 50,信息素重因子参数设置为 1,启发式蒸发因子设置为 7,信息蒸发系数设置为 0.3,迭代次数设置为 100。以上算法中的目标函数(食物浓度)均由式(6)表示,其中 (x_i, y_i) 和 (x_d, y_d) 分别代表人工鱼当前位置点坐标和路径规划终点坐标。

$$Y_i = \sqrt{(x_i - x_d)^2 + (y_i - y_d)^2}.$$

(6)

具体仿真结果如下,为了方便仿真结果的显示,

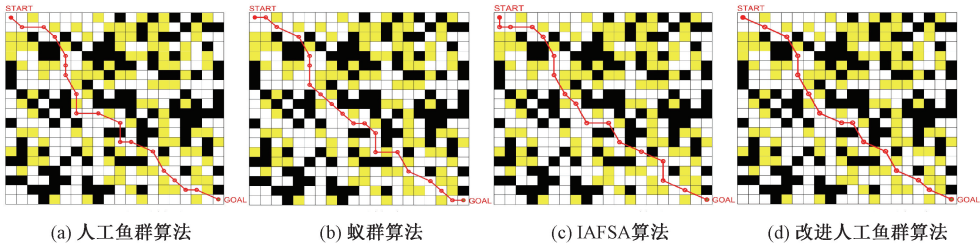


图 8 4 种算法在栅格地图 1 中最优路径结果

Figure 8 Four algorithms for optimal path results in grid map 1

表 1 4 种算法在栅格地图 1 中的路径规划结果

Table 1 Path planning results of four algorithms in grid map 1

算法	最优路径长度	平均路径长度	路径长度方差	平均运行时长/s
人工鱼群	31.073 3	33.927 0	9.454 3	7.446 1
蚁群算法	30.258 0	31.893 2	3.038 3	9.194 6
IAFSA	30.717 0	31.962 5	1.983 4	7.226 9
改进人工鱼群	29.011 0	29.270 5	0.073 4	8.356 2

在栅格地图 1 中,改进的人工鱼群算法在平均路径长度上比基础人工鱼群算法减少了 13.73%,比蚁群算法减少了 8.22%,比 IAFSA 算法减少了

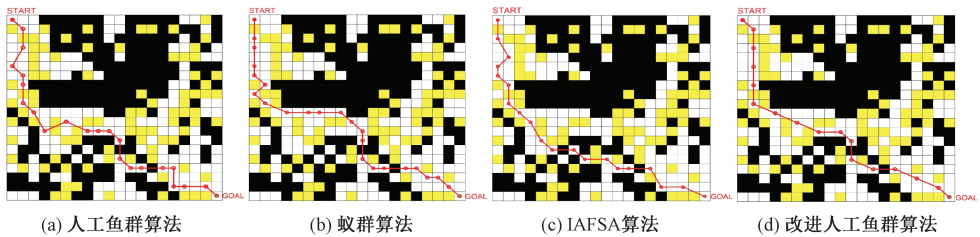


图 9 4 种算法在栅格地图 2 中最优路径结果

Figure 9 Four algorithms for optimal path results in grid map 2

表 2 4 种算法在栅格地图 2 中的路径规划结果

Table 2 Path planning results of four algorithms in grid map 2

算法	最优路径长度	平均路径长度	路径长度方差	平均运行时长/s
人工鱼群	35.429 6	38.810 5	12.977 0	8.046 1
蚁群算法	33.964 0	34.393 2	0.239 4	9.891 0
IAFSA	32.843 8	34.508 1	3.310 5	7.746 1
改进人工鱼群	31.659 0	32.856 4	1.629 0	9.660 5

将路径规划结果在新型栅格地图的俯视图上进行展示。

3.1.1 栅格地图 1

此地图为 20×20 的简单栅格地图,符合要求的空白栅格占比为 57.4%,障碍物占比为 39.75%。图 8 为 4 种算法在该地图上仿真结果的最优解。表 1 为仿真结果的最优路径长度、平均路径长度、路径长度方差和平均运行时长。

8.42%,并且在最优路径的精度上均有所提高。在路径长度的方差中可以看出改进人工鱼群算法的方差值最小。改进人工鱼群算法在平均运行时长上比蚁群算法减少了 9.12%,但比基础人工鱼群算法和 IAFSA 算法均有增加。

3.1.2 栅格地图 2

此地图为 20×20 的带有简单陷阱的栅格地图,符合要求的空白栅格占比为 57.4%,障碍物占比为 41.75%。图 9 为 4 种算法在该地图上仿真结果的最优解。表 2 为仿真结果的最优路径长度、平均路径长度、路径长度方差和平均运行时长。

3.1.3 栅格地图 3

此地图为 40×40 的带有复杂陷阱和大量无障碍区域的栅格地图,障碍物占比为 41.75%。表 3 为仿真结果的最优路径长度、平均路径长度、路径长度方差和平均运行时长。图 10 为 4 种算法在该地图上仿真结果的最优解。在仿真的过程中,基础人工鱼群算法和 IAFSA 算法都多次存在由于陷入局部最优而规划不出最短路径的情况,其中基础人工鱼群算法共有 12 次无法规划出最优路径,IAFSA 算

法共有 11 次无法规划出最优路径。

在栅格地图 3 中,人工鱼群算法和 IAFSA 算法规划成功率分别为 20%、26.7%,蚁群算法和改进的人工鱼群算法均可以规划出最优路径,因此改进的人工鱼群算法能够有效地跳出局部最优,极大地提高了机器人在多陷阱的地图中路径规划的成功率。对表 3 进行分析可知,改进的人工鱼群算法在平均路径长度上比基础人工鱼群算法提高了 46.17%,比蚁群算法提高了 18.44%,比 IAFSA 算法提高了 36.77%,并且在最优路径的精度上有大幅度提高。由路径长度方差可以看出,改进人工鱼群算法的方差值比基础人工鱼群算法、蚁群算法和 IAFSA 算法都有大幅度的降低。改进人工鱼群算法在平均运行

时长上比蚁群算法减少了 27.30%,但比基础人工鱼群算法和 IAFSA 算法均有增加。

表 3 4 种算法在栅格地图 3 中的路径规划结果
Table 3 Path planning results of four algorithms in grid map 3

算法	最优路径长度	平均路径长度	路径长度方差	平均运行时长/s
人工鱼群	106.598 1	139.155 8	916.234 6	46.877 2
蚁群算法	79.230 7	91.856 2	154.907 6	93.167 8
IAFSA	99.807 7	118.481 2	368.752 3	41.693 3
改进人工鱼群	71.322 5	74.915 0	14.458 2	67.734 5

注:人工鱼群算法 15 次运行结果中有 12 次无法规划出最优路径;IAFSA 算法 15 次运行结果中有 11 次无法规划出最优路径。

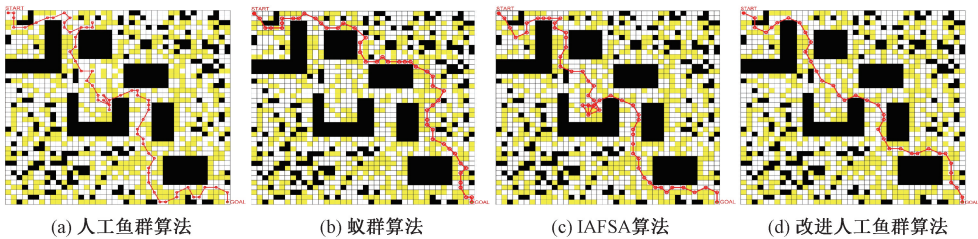


图 10 4 种算法在栅格地图 3 中最优路径结果图
Figure 10 Four algorithms for optimal path results in grid map 3

3.2 结果分析

从以上分析可知,改进的人工鱼群算法在寻优能力以及路径规划稳定程度上有较好的表现,尤其在面对地图中局部陷阱较多时,改进人工鱼群算法能够及时跳出局部陷阱,保证算法能够找到最优路径。但是改进人工鱼群算法在运行时长上比人工鱼群算法和 IAFSA 算法有所增加,这是由于算法的改进导致算法计算量增加,从而使得算法运行用时变长。对蠕虫机器人的路径规划主要是为了保证能够成功规划出一条相对较短、较为合理的路径,相较于其他对比算法,改进的人工鱼群算法虽然耗时略有增加,但在路径长度、路径合理性、规划成功率以及规划结果的稳定性上都比其他对比算法表现更好,完全能够符合对蠕虫机器人路径规划的要求。

4 结论

本文设计了一种适用于蠕虫机器人的新型栅格地图,并选取人工鱼群算法在该地图上进行路径规划。对人工鱼群算法的不足之处进行了改进,主要对人工鱼群算法中行为的选择方式和觅食行为进行改进,加入了寻优循环,使算法在一定程度上减少所选取目标点的随机性,使规划的路径更合理。在此基础上融合了禁忌搜索算法,使算法具有较强跳出局部最优的能力。最后对路径规划的结果进行了优

化处理,去除了结果中的重复路径。将改进的人工鱼群算法与人工鱼群算法、蚁群算法以及 IAFSA 算法在相同环境下进行路径规划的对比实验,结果表明,本文提出的算法使路径规划的结果更合理,路径规划的成功率较高,验证了算法的优越性和可行性。本文仿真实验选取的障碍物都是静态障碍物,但是实际环境中情况可能更加复杂,存在动态障碍物。因此,在后续对路径规划算法的研究中可以考虑加入动态障碍物,在更复杂的环境下使机器人完成避障功能,这也是重要的研究方向。

参考文献:

[1] TIAN X, LIU L, LIU S, et al. Path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm for logistics [J]. Mathematical Biosciences and Engineering: MBE, 2021, 18(4): 3034-3045.

[2] 欧阳海滨,全永彬,高立群,等. 基于混合遗传粒子群优化算法的层次路径规划方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020, 41(4): 34-40.

OUYANG H B, QUAN Y B, GAO L Q, et al. Hierarchical path planning method for mobile robots based on hybrid genetic particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020, 41(4): 34-40.

[3] 裴以建,杨超杰,杨亮亮. 基于改进 RRT* 的移动机

- 器路径规划算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(5): 285-290, 297.
- PEI Y J, YANG C J, YANG L L. Path planning algorithm for mobile robot based on improved RRT* [J]. Computer Engineering, 2019, 45(5): 285-290, 297.
- [4] 姚正华, 任子晖, 陈艳娜. 基于人工鱼群算法的煤矿救援机器人路径规划[J]. 煤矿机械, 2014, 35(4): 59-61.
- YAO Z H, REN Z H, CHEN Y N. Path planning for mine rescue robot based on AFSA[J]. Coal Mine Machinery, 2014, 35(4): 59-61.
- [5] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
- LI X L. A new intelligent optimization method-artificial fish school algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.
- [6] 聂黎明, 周永权. 基于人工鱼群算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(32): 48-50, 63.
- NIE L M, ZHOU Y Q. Path planning of robot based on artificial fish-swarm algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(32): 48-50, 63.
- [7] 张文辉, 林子安, 刘彤, 等. 基于改进人工鱼群算法的机器人路径规划[J]. 计算机仿真, 2016, 33(12): 374-379, 448.
- ZHANG W H, LIN Z A, LIU T, et al. Robot path planning method based on modified artificial fish swarm algorithm[J]. Computer Simulation, 2016, 33(12): 374-379, 448.
- [8] 黄宜庆, 彭凯, 袁梦茹. 基于多策略混合人工鱼群算法的移动机器人路径规划[J]. 信息与控制, 2017, 46(3): 283-288.
- HUANG Y Q, PENG K, YUAN M R. Path planning for mobile robots based on multi-strategy hybrid artificial fish swarm algorithm[J]. Information and Control, 2017, 46(3): 283-288.
- [9] 梁雪慧, 赵嘉祺. 人工鱼群与遗传混合算法在无人艇路径规划中的应用[J]. 计算机工程与科学, 2019, 41(5): 942-947.
- LIANG X H, ZHAO J Q. A hybrid algorithm of artificial fish swarm and genetic algorithm and its application in collision avoidance of unmanned surface vessels[J]. Computer Engineering & Science, 2019, 41(5): 942-947.
- [10] 罗如学, 陈妙娜, 林继灿. 基于改进人工鱼群算法的机器人路径规划[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(23): 9445-9449.
- LUO R X, CHEN M N, LIN J C. Robot path planning based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(23): 9445-9449.
- [11] 胡致远, 王征, 杨洋, 等. 基于人工鱼群-蚁群算法的UUV 三维全局路径规划[J]. 兵工学报, 2022, 43(7): 1676-1684.
- HU Z Y, WANG Z, YANG Y, et al. Three-dimensional global path planning for UUV based on artificial fish swarm and ant colony algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2022, 43(7): 1676-1684.
- [12] LI F F, DU Y, JIA K J. Path planning and smoothing of mobile robot based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 659.
- [13] LI G Q, LIANG D W, ZHAO Q Y, et al. Improved artificial fish swarm algorithm approach to robot path planning problems[C]//2020 5th International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering (CA-CRE). Piscataway: IEEE, 2020: 71-75.
- [14] WANG F, ZHAO L, BAI Y. Path planning for unmanned surface vehicles based on modified artificial fish swarm algorithm with local optimizer[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 2022: 1283374.
- [15] QI B L, XIONG L Y, WANG L J, et al. A weights and improved adaptive artificial fish swarm algorithm for path planning[C]//2019 IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC). Piscataway: IEEE, 2019: 1698-1702.
- [16] 玄世龙, 许志远, 孙帅, 等. 基于禁忌搜索算法的无人船路径规划[J]. 船舶工程, 2022, 44(4): 8-13, 37.
- XUAN S L, XU Z Y, SUN S, et al. Path planning of unmanned ship based on the tabu search algorithm[J]. Ship Engineering, 2022, 44(4): 8-13, 37.
- [17] 赵江, 王晓博, 郝崇清, 等. 栅格图特征提取下的路径规划建模与应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(10): 254-260.
- ZHAO J, WANG X B, HAO C Q, et al. Path planning modeling and application based on feature extraction of grid graph[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(10): 254-260.
- [18] 樊征, 曹其新, 杨扬, 等. 面向移动机器人的拓扑地图自动生成[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2008, 36(增刊1): 163-166.
- FAN Z, CAO Q X, YANG Y, et al. Automatically generation of topological map for mobile robot[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2008, 36(S1): 163-166.
- [19] 张三川, 明珠. 基于主动安全的改进人工势场局部路径规划研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2021, 42(5): 32-36, 55.
- ZHANG S C, MING Z. Research on improved local path planning of artificial potential field based on active safety[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Sci-

ence), 2021, 42(5): 32-36, 55.

[20] YOON S, YOON S E, LEE U, et al. Recursive path planning using reduced states for car-like vehicles on grid maps[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(5): 2797-2813.

[21] 朱晓东, 姜晓东, 曾庆山, 等. 一种仿生机器人的夹爪: CN113799164A[P]. 2021-12-17.

ZHU X D, JIANG X D, ZENG Q S, et al. Clamping jaw of bionic robot: CN113799164A[P]. 2021-12-17.

[22] 朱晓东, 姜晓东, 曾庆山, 等. 一种机器人伸缩摆动机构及仿生机器人: CN114851245A[P]. 2022-08-05.

ZHU X D, JIANG X D, ZENG Q S, et al. Robot telescopic swing mechanism and bionic robot: CN114851245A[P]. 2022-08-05.

[23] 彭金柱, 张建新, 曾庆山. 基于改进差分进化的 3-RPS 机器人逆运动学参数标定[J]. 郑州大学学报(工学版), 2022, 43(5): 1-7, 38.

PENG J Z, ZHANG J X, ZENG Q S. Inverse kinematic parameters calibration of 3-RPS parallel robot based on modified differential evolution[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(5): 1-7, 38.

[24] MIAO C W, CHEN G Z, YAN C L, et al. Path planning optimization of indoor mobile robot based on adaptive ant colony algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 156: 107230.

[25] NAGAOKA K, MINOTE H, MARUYA K, et al. Passive spine gripper for free-climbing robot in extreme terrain[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(3): 1765-1770.

[26] 张蓝天, 王光霞, 刘旭, 等. 机器人栅格地图编码与索引方法[J]. 测绘工程, 2022, 31(3): 23-30.

ZHANG L T, WANG G X, LIU X, et al. Coding and indexing method of robot grid maps[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2022, 31(3): 23-30.

[27] LI X Y, GAO L. An effective hybrid genetic algorithm and tabu search for flexible job shop scheduling problem[J]. International Journal of Production Economics, 2016, 174: 93-110.

[28] ZHANG D Y, FU P. Robot path planning by generalized ant colony algorithm[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 494-495: 1229-1232.

New Grid Map Path Planning Based on Improved Artificial Fish Swarm Algorithm

JIANG Xiaodong¹, REN Yichen², ZHU Xiaodong¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Computer Science and Engineering, Hong Kong University of Science and Technology, Hong Kong 999077, China)

Abstract: Aiming at the problems of long paths, low accuracy and prone to local optima of the artificial fish swarm algorithm in robot path planning, an improved artificial fish swarm algorithm was proposed, which aimed to improve the efficiency and accuracy of the algorithm. An improved artificial fish swarm algorithm aimed at improving algorithm efficiency and accuracy was proposed in this study. Firstly, an optimization cycle was added to the algorithm's foraging behavior to reduce the randomness of the algorithm's selection of location points in path planning, enabling the robot to move towards the target point faster. Then, the tabu search algorithm was integrated, and the tabu table was introduced to record the path where the algorithm might fall into the local optimum, so that the algorithm can avoid the local optimum region when selecting new location points, and could avoid the algorithm's local excessive cycle. At the same time, it could optimize the planned path, delete the paths between duplicate grid points, and ensure that there would be no duplicate grid points in the path. When the improved artificial fish swarm algorithm was applied to a new type of 3D raster map, simulation experiments showed that compared to other comparative algorithms, the average path length obtained by improving the artificial fish swarm algorithm in maps 1, 2 and 3 was reduced by 10%, 15% and 30%, respectively, and the success rate of path planning in complex maps was increased by 75%.

Keywords: worm robots; artificial fish swarm algorithm; path planning; tabu search; grid map