

混合粒子群与改进灰狼算法的移动机器人路径规划

莫定界, 赵 杰, 凌 港, 张冬青, 陈嘉晋

(黑龙江科技大学 电气与控制工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150022)

摘要: 针对基于灰狼优化算法的机器人在路径寻优过程中易陷入局部最优和后期收敛速率慢的问题, 提出一种混合粒子群与改进灰狼的算法(PGWO)。通过粒子群算法确定狼群初始适应度值, 改进传统灰狼中的收敛因子, 在平衡其搜索能力的同时, 提高算法后期的搜索速率, 对种群权重进行动态分配来降低陷入局部最优的可能性, 将粒子群与改进的灰狼算法混合运行后获得最优解。结果表明, 在两种栅格地图上, PGWO与传统灰狼算法相比, 路径分别缩短了35.03%和34.58%, 搜索时间分别减少了52.69%和51.06%, 收敛速度分别提升了30.62%和34.30%; 与改进灰狼算法相比, 路径分别缩短了22.03%和23.04%, 搜索时间分别减少了33.05%和25.81%, 收敛速度分别提升了16.83%和20.98%; 与蚁群算法相比, 路径分别缩短了24.08%和25.41%, 搜索时间分别减少了65.04%和79.74%, 收敛速度分别提升了23.53%和32.34%, 说明了PGWO算法在路径寻优中的有效性。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 灰狼算法; 粒子群算法

DOI: 10.11907/tjdc.241412

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)007-0054-07

Hybrid Particle Swarm and Improved Grey Wolf Algorithm for Mobile Robot Path Planning

MO Dingjie, ZHAO Jie, LING Gang, ZHANG Dongqing, CHEN Jiajin

(School of Electrical & Control Engineering, Heilongjiang University of Science & Technology, Harbin 150022, China)

Abstract: Aiming at addressing the challenges of local optima trapping and slow convergence rates encountered by robots in path planning based on the grey wolf optimization algorithm, this paper proposes a hybrid algorithm called particle swarm optimization and improved grey wolf optimization (PGWO). The PGWO algorithm leverages particle swarm optimization to determine the initial fitness values of the wolf pack and enhances the convergence factor in traditional grey wolf optimization, thereby balancing its search capability and improving the algorithm's late-stage search rate. Additionally, dynamic allocation of population weights is employed to reduce the likelihood of falling into local optima. By blending particle swarm optimization with the improved grey wolf algorithm, the optimal solution is attained. Results demonstrate that, compared to traditional grey wolf algorithm, PGWO reduces the path length by 35.03% and 34.58%, decreases search time by 52.69% and 51.06%, and improves convergence speed by 30.62% and 34.30% on two grid maps, respectively. Compared to the improved grey wolf algorithm, PGWO reduces the path length by 22.03% and 23.04%, decreases search time by 33.05% and 25.81%, and improves convergence speed by 16.83% and 20.98%, respectively. Furthermore, compared to ant colony optimization, PGWO shortens the path length by 24.08% and 25.41%, reduces search time by 65.04% and 79.74%, and improves convergence speed by 23.53% and 32.34%, indicating the effectiveness of the PGWO algorithm in path planning optimization.

Key Words: mobile robots; path planning; GWO; PSO

收稿日期: 2024-04-29

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 黑龙江省省属高等学校基本科研业务费项目(2022-KYYWF-0551)

作者简介: 莫定界(1999-), 男, 黑龙江科技大学电气与控制工程学院硕士研究生, 研究方向为电气设备智能控制; 赵杰(1977-), 女, 硕士, 黑龙江科技大学电气与控制工程学院教授、硕士生导师, 研究方向为机器人控制、矿山机械控制。本文通讯作者: 赵杰。

0 引言

近年来,随着机器人技术的不断成熟,在面对未知环境无法确认工人安全的情况下,人们对于利用移动机器人进行作业的需求越来越多。如今,移动机器人已广泛运用于医疗、工业制造、交通运输等领域^[1]。路径规划是提升移动机器人工作效率的关键技术之一,根据环境信息,可将路径规划分为全局路径规划和局部路径规划。移动机器人的全局路径规划问题是指在给定地形中,考虑有限个障碍物的情况下,寻找一条从起点到终点的路径,以确保机器人安全通过且不碰触障碍物,并保证所找到的路径是全局最短路径^[2]。

目前常见的全局路径规划算法有:蚁群算法^[3]、A*算法^[4]、遗传算法^[5]、粒子群算法^[6]、灰狼算法(Grey Wolf Optimization, GWO)等。国内外学者对全局路径规划算法进行了大量研究,例如赖荣荣等^[7]提出融合改进的A*算法进行动态路径优化,能有效提升路径搜索效率和路径平滑度,降低后期陷入局部最优解的可能性;朱敏等^[8]提出改进蚁群算法进行路径规划,利用混沌映射有效缩短了迭代次数和路径长度,提升了路径寻优效率;Wahab等^[9]提出一种新的种群初始化方法与多种遗传算子结合的改进遗传算法,改善了路径优化质量,提高了传统遗传算法的效率;Fusic等^[10]提出一种自适应学习的改进型粒子群优化算法用于路径导航,结合SLAM算法验证了其在2D地图导航中的高效性;马小陆等^[11]提出基于双向搜索策略的改进型人工鱼群算法,有效提升了路径的平滑度及搜索效率;刘尚俊男等^[12]从适应度函数、收敛因子、位置更新3个角度改进灰狼算法,缩短了路径长度及搜索时间,提高了算法的稳定性。由以上研究可看出,目前对移动机器人全局路径规划的研究大部分为改进的单一算法,很少有利用两种算法联合改进的策略。

仿生智能算法之一的灰狼算法(GWO)已被广泛应用于移动机器人的全局路径规划^[13]。GWO与蚁群算法、A*算法、遗传算法等相比,在收敛速度和计算精度方面表现更为出色,但GWO在后期阶段仍存在收敛较慢且易陷入局部最优的问题^[14]。为克服这些问题,学者们提出了各种改进方法,Long等^[15]将GWO中的线性收敛因子改为非线性收敛因子,将算法优化为先快后慢的非线性衰减,有效缩短了全局搜索时间;刘志强等^[16]提出一种基于Tent混沌映射初始化种群改进的GWO,同时引入指数型收敛因子,以提高路径搜索速度,避免算法陷入局部最优;音凌一等^[17]引入全局搜索和局部搜索的调节因子,并引入动态权重和游走策略以提高GWO的路径搜索效率和避免局部最优的能力;滕志军等^[18]则采用粒子群算法的思想,将个体自身遍历过的最优值与种群最优值相结合来更新灰狼个体的位置信息,使路径搜索的最优解更合理。

基于以上研究,虽然诸多改进策略对GWO算法的性能有所提升,但算法收敛速率低、路径选择较差、陷入局部最优的可能性仍然存在。为此,本文提出一种将粒子群和改进灰狼相结合的混合路径规划算法(Particle Swarm Optimization and Improved Grey Wolf Optimization, PGWO)。首先,运行4次粒子群算法,将结果按照优劣依次作为GWO中4个狼群阶层的初始值,提升算法的寻优能力;其次,对传统的GWO进行改进,将狼群的种群权重进行动态分配,降低算法陷入局部最优的可能性;再次,用非线性的收敛因子代替传统GWO的线性收敛因子,取两种不同的非线性函数进行对比分析,选择最适合本文算法的非线性收敛因子,提高算法的收敛速率;最后,将粒子群算法运行得到的初始值与上述两种改进方法相结合形成混合改进的灰狼算法PGWO,并将其用于移动机器人的全局路径规划研究。

1 栅格环境建模

路径规划问题中常用的地图建模方法是栅格地图法。栅格法构建的地图模型以矩阵数组的形式呈现,其矩阵数组中的0和1代表着每一个小方格。一般设定0为黑色方格,1为白色方格,能够直观地表示环境建模中障碍物和路径的信息^[19]。运用灰狼算法或粒子群算法在栅格地图中进行路径规划,有助于观察狼群的迭代、狩猎策略。因此,本文选择栅格法建立地图模型。

构建栅格地图时,将机器人视为一个可移动的质点,障碍物的位置是固定的。栅格地图的大小会影响路径搜索时间和效率。本文构建的两幅栅格地图A、B如图1所示,地图尺寸为20×20,其中黑色方格表示障碍物,白色方格表示可正常通行的路径。

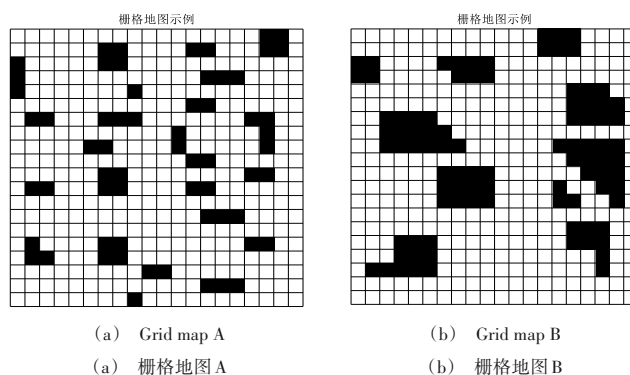


Fig. 1 Grid environment model

图1 栅格环境模型

2 混合改进算法PGWO

2.1 灰狼算法

GWO的设计思路来源于灰狼群体的狩猎行为和社会

阶层。在自然界中,灰狼作为食物链顶端的猎食者,狼群中一般有 5~12 头狼,并具备严格的社会等级制度,其社会阶层一般分为 4 个等级,如图 2 所示。

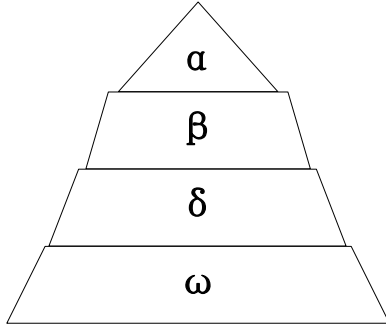


Fig. 2 Wolf pack class

图 2 狼群阶层

在狼群中, α 狼被称为狼群的领导者,负责确定整个狼群的生活和狩猎习惯;第二阶层的狼是 β 狼,其服从于 α 狼,负责调节 δ 狼和 ω 狼,同时向 α 狼反馈 δ 狼和 ω 狼的信息以协助决策; δ 狼遵循 α 狼和 β 狼的领导,负责狼群的安全工作;处在狼群最低阶层的 ω 狼则始终听从其他的狼,同时负责执行 α 狼的决策^[20]。

GWO 以狩猎策略和社会阶层为基础进行优化,其优化策略可描述为: ω 狼持续跟踪并识别狩猎目标的位置,而 α 、 β 、 δ 狼则在狩猎目标的搜索空间中共同协作,为 ω 狼提供精确的狩猎目标位置,形成一组优化候选解:

$$D = |C W_{P(n)} - W_{(n)}| \quad (1)$$

$$W_{(n+1)} = W_{P(n)} - AD \quad (2)$$

式中, D 为距离向量,表示狼群和狩猎目标间的距离; $W_{P(n)}$ 为狩猎目标的位置向量; $W_{(n)}$ 为狼群的位置向量; n 为当前迭代次数; A 、 C 为系数向量。

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (3)$$

$$C = 2r_2 \quad (4)$$

式中, a 为递减的线性收敛因子, r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 中的随机向量。 A 和 C 的取值范围为 $A \in [-2,2]$, $C \in [0,2]$ 。

灰狼能有效识别并包围猎物,在优化过程中, α 、 β 、 δ 狼的位置会不断更新,每只狼都会按照以下公式重新定位自己的位置:

$$D_\alpha = |C_1 W_\alpha - W| \quad (5)$$

$$D_\beta = |C_2 W_\beta - W| \quad (6)$$

$$D_\delta = |C_3 W_\delta - W| \quad (7)$$

$$W_\alpha = W_\alpha - A_1(D_\alpha) \quad (8)$$

$$W_\beta = W_\beta - A_2(D_\beta) \quad (9)$$

$$W_\delta = W_\delta - A_3(D_\delta) \quad (10)$$

$$W_{(n+1)} = \frac{W_\alpha + W_\beta + W_\delta}{3} \quad (11)$$

式中, W_α 、 W_β 、 W_δ 分别为更新后的 α 、 β 、 δ 的位置, C_1 、 C_2 、 C_3 由式(4)决定, $W_{(n+1)}$ 为寻优后的位置。

2.2 粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种启发式优化算法,其灵感来源于鸟群或鱼群等群体行为^[21]。其通过模拟群体协作和信息共享来引导搜索过程,以期找到问题的全局最优解。初始粒子群算法更新可表示为:

$$v_{ij}^{n+1} = \omega v_{ij}^n + c_1 r_1 (p_{ij}^n - x_{ij}^n) + c_2 r_2 (p_{gj}^n - x_{ij}^n) \quad (12)$$

$$x_{ij}^{n+1} = x_{ij}^n + v_{ij}^{n+1} \quad (13)$$

式中, n 为迭代次数, v_{ij} 为粒子的速度信息, x_{ij} 为粒子的位置信息, ω 为惯性权重, c_1 、 c_2 为学习因子, r_1 、 r_2 为随机数。

2.3 动态种群权重分配

由式(5)–式(11)可知,在GWO算法寻优过程中, α 、 β 、 δ 3狼个体之间没有信息交流,这可能会导致 ω 狼对狩猎目标的位置信息产生错误判断,致使算法陷入局部最优解,寻优效率大打折扣。对此,在确保 α 狼领导者地位不变的情况下,在灰狼之间的系数向量中引入动态种群权重分配。

$$C_1 = \frac{\text{random}(0,1)}{2} \quad (14)$$

$$C_2 = \frac{1 - \text{random}(0,1)}{2} \quad (15)$$

$$C_3 = 0.5 \quad (16)$$

$$W_{(n+1)} = C_3 W_\alpha + C_2 W_\beta + C_1 W_\delta \quad (17)$$

动态种群权重分配是指保持 α 狼占比不变,对 β 、 δ 狼引入随机变化的惯性权重,以提高 β 、 δ 狼之间的交流能力。由于头狼 α 始终在领导整个狼群,结果可逐渐取得最优解,通过对 β 、 δ 狼群采取不同的系数,有助于增加整体种群的多样性,降低GWO算法陷入局部最优解的可能性。

2.4 自适应收敛函数选择

在实际路径规划过程中,要求GWO算法初始收敛速度慢,以扩大算法搜索空间寻找最优解,而在算法确定搜索空间后则需要加快收敛速度,确保算法高效运行。传统的GWO算法使用的线性收敛因子 a 在迭代过程中从2线性减到0,其性能在搜索阶段并不理想。为满足实际寻优要求,可对线性收敛因子 a 进行非线性调整,以达到先慢后快的收敛要求。三角函数、指数函数等都是常见的非线性收敛函数,以上述函数作为基础,采用式(18)、式(19)对收敛因子 a 进行改进。

$$a_1 = 2 \left(1 - \frac{e^{l/l_{\max}} - 1}{e - 1} \right) \quad (18)$$

$$a_2 = 2 \cos \frac{\pi l}{2l_{\max}} \quad (19)$$

式中, $l_{\max}$ 为最大迭代次数, l 为当前迭代次数。

如图3所示,当 $a \in (1,2)$ 时是算法初始搜索目标空间寻找最优解的阶段,此时需要较慢的收敛速度以扩大搜索目标空间。当 $a \in (0,1)$ 时是算法确定搜索空间后的阶段,

此时则需要加快收敛速度以达到最优解, 确保算法高效运行。通过对比 a_1 、 a_2 可知, 当收敛函数为 a_2 时, 收敛性能较好。

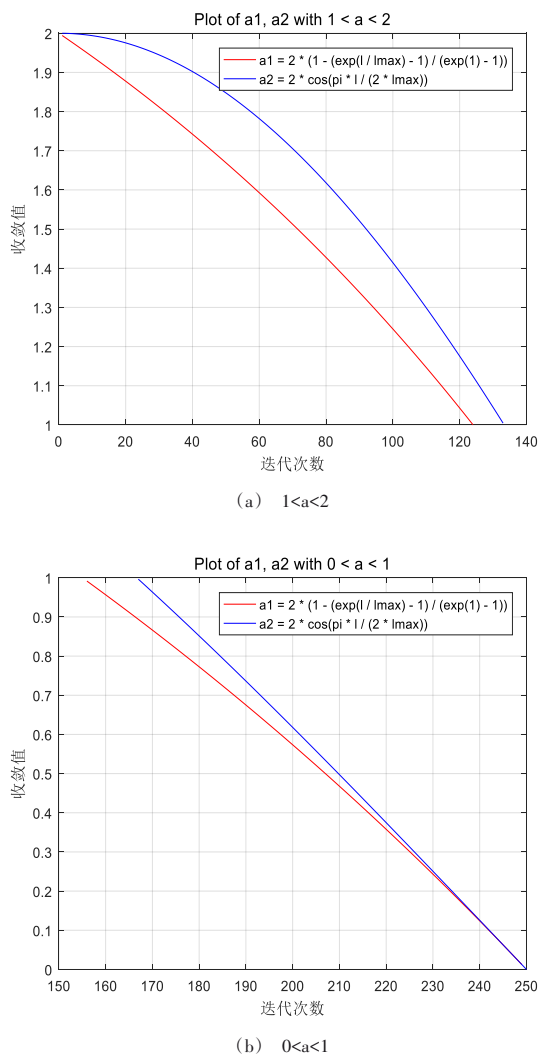


Fig. 3 Comparison of two nonlinear convergence functions

图3 两种非线性收敛函数比较

2.5 适应度函数

在初始的适应度函数中, 引入无碰撞约束条件和路径长度。其中, 路径长度使用欧几里得距离进行计算^[22]。欧几里得距离又称欧氏距离, 其确定了 n 维空间中两个孤立点间的真实距离。在二维平面中, 点 (x_1, y_1) 和点 (x_2, y_2) 之间的欧氏距离可描述为:

$$Dis = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (20)$$

由式(20)可知, 两点间的平面几何距离即为二维平面中的欧氏距离。

将上述条件相结合, 以保证路径的可行性。

$$f = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \\ 0 \end{cases} \quad (21)$$

式中, x_i, y_i 代表路径节点的坐标, $i \in (1, n)$, n 为节点

数。若路径未与障碍物发生碰撞, 则适应度函数 f 的值为欧氏距离的总和; 若发生碰撞, 则适应度函数 f 的值为 0。

2.6 PGWO 算法

对种群权重进行动态分配并调整收敛因子后的灰狼算法称为改进的灰狼算法, 以栅格地图 A 为例, 原始灰狼算法与改进后的灰狼算法路径规划效果如图 4 所示。其中, 原始灰狼算法的路径曲线转折角较多, 不平滑且路径距离较长。改进后的灰狼算法则有效弥补了该部分缺陷, 但仍存在路径不平滑、转折角不合理的情况, 故需要在改进灰狼算法基础上引入粒子群算法。运行 4 次粒子群算法, 按照优劣分别赋值给 $\alpha, \beta, \delta, \omega$ 狼。本文将混合粒子群与改进灰狼的算法称为 PGWO 算法。

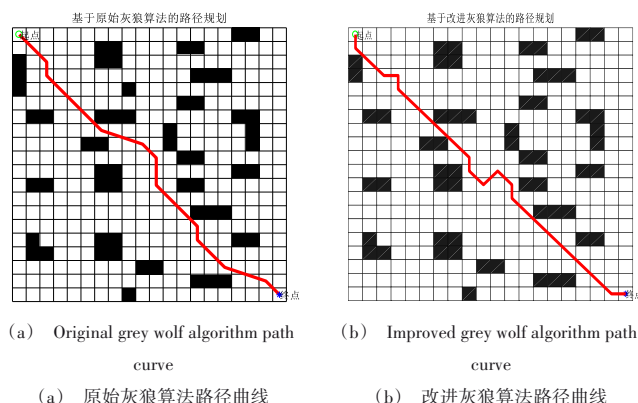


Fig. 4 Path comparison between original grey wolf algorithm and improved grey wolf algorithm

图4 原始灰狼算法与改进灰狼算法路径对比

图 5 为 PGWO 算法流程, 主要步骤如下: ①初始化粒子群算法, 确定粒子群算法的迭代次数 t 和初始种群大小, 并更新粒子群算法的参数; ②运行 4 次粒子群算法, 根据算法结果的优劣来确定 $\alpha, \beta, \delta, \omega$ 狼的值; ③先初始化 A, C, a 的参数, 再根据改进的公式更新 A, C, a 的参数; ④引入式(14)一式(17)动态分配种群权重, 可以减少陷入局部最优的可能性; ⑤计算路径长度以及狼群中 α, β, δ 狼的适应度值, 更新 α, β, δ 狼的位置信息和适应度值; ⑥若当前迭代次数小于最大迭代次数, 则根据式(5)一式(11)、式(14)一式(17)重新更新参数以及狼群位置; 若此时已达到最大迭代次数, 循环结束, 输出最优解 W 。

3 仿真结果分析

为验证本文提出的理论和改进算法的可行性, 在栅格地图 A 和栅格地图 B 中, 分别运行原始灰狼算法、改进的灰狼算法、蚁群算法、混合粒子群与改进灰狼的 PGWO 算法并进行比较。本次仿真在 Win11/Matlab2016b 平台上进行, 实验环境如表 1 所示。

本文算法的主要参数如表 2 所示。其中, 种群数量是指路径计算过程中总共有多少狼参与搜索过程; 最大迭代

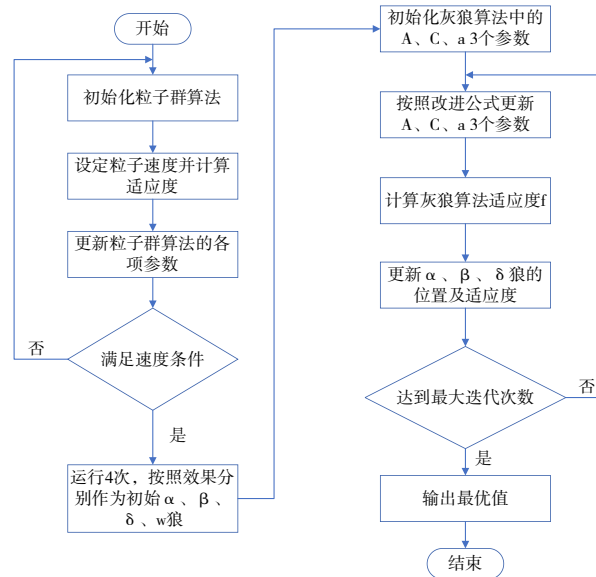


Fig. 5 PGWO algorithm flow

图5 PGWO算法流程

Table 1 Experimental software and hardware environment

表1 实验软硬件环境

项目	数目
CPU	Inter i5-11400H
内存	32 GB
主频	2.69 GHz
软件平台	Win11/MATLAB 2016b

次数是指算法终止条件; Alpha表示信息素的重要程度; Beta表示启发式因子的重要程度; Rho表示信息素蒸发系数; Q表示信息素增加强度系数; a 为线性收敛因子, a_2 为非线性收敛因子; C_1 、 C_2 、 C_3 为学习因子, 与 r_1 、 r_2 的值相关, 传统GWO算法中 r_1 、 r_2 的值一般取0.5。

Table 2 Parameter setting

表2 参数设置

算法	参数设置
GWO	种群数量100, 最大迭代次数500, a 从2线性减小到0, $C=2r_2$
改进GWO	种群数量100, 最大迭代次数500, 此时 $a = a_2 = 2 \cos \frac{\pi l}{2l_{\max}}$, $C1=0.5 \cdot \text{random}(0, 1)$, $C2=0.5-0.5 \cdot \text{random}(0, 1)$, $C3=0.5$
蚁群算法	蚂蚁个数100, 最大迭代次数500, Alpha=1, Beta=8, Rho=0.4, Q=1
混合改进PGWO	种群数量100, 最大迭代次数500, 将粒子群算法运行4次的参数分别赋值给 α 、 β 、 δ 、 ω 狼, 此时 $a = a_2 = 2 \cos \frac{\pi l}{2l_{\max}}$, 取惯性权重 $\omega=0.8$, $C1=0.5 \cdot \text{random}(0, 1)$, $C2=0.5-0.5 \cdot \text{random}(0, 1)$, $C3=0.5$

4组算法在栅格地图A上运行的适应度迭代曲线如图6所示。从图中可以看出, 4组算法的初始适应度值不同, 其中蚁群算法、改进的GWO算法以及PGWO算法的初始适应度值均小于原始GWO算法。4组算法的最优适应度值也不同, 收敛速度不同, 另外3组算法相较于GWO算法的收敛速度显著提高, 且最终得到的最优适应度值亦小于

原始GWO算法, 算法性能明显提升。其中, 算法性能提升最显著的是混合粒子群与改进灰狼的PGWO算法。

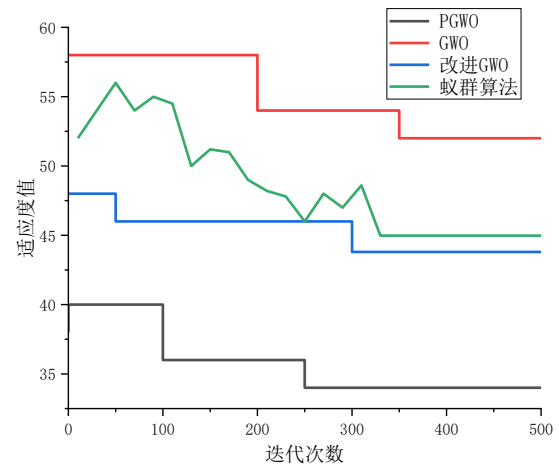


Fig. 6 The iterative curves of four algorithms in map A

图6 地图A中4组算法迭代曲线

路径运行结果如表3、图7所示。表3为运行5次算法后得到的平均数据。由数据对比可知, PGWO算法与原始GWO算法相比, 路径长度平均缩短了35.03%, 路径搜索时间平均减少了52.69%, 路径转折次数减少了8次, 收敛速度提升了30.62%; 与改进的GWO算法相比, 路径长度平均缩短了22.03%, 路径搜索时间平均减少了33.05%, 路径转折次数减少了6次, 收敛速度提升了16.83%; 与蚁群算法相比, 路径长度平均缩短了24.08%, 路径搜索时间平均减少了65.04%, 路径转折次数减少了10次, 收敛速度提升了23.53%。说明本文提出的混合粒子群与改进灰狼的PGWO算法在机器人路径规划中取得了较好效果。

为进一步证明PGWO算法的优越性, 在栅格地图B中分别运行原始灰狼算法、改进的灰狼算法、蚁群算法、混合

Table 3 The simulation results of map A

表 3 地图 A 仿真结果

算法	L/m	T/s	转折次数	最大迭代次数
GWO	52.55	1.67	11	356
改进的 GWO	43.79	1.18	9	297
蚁群算法	44.97	2.26	13	323
混合改进 PGWO	34.14	0.79	3	247

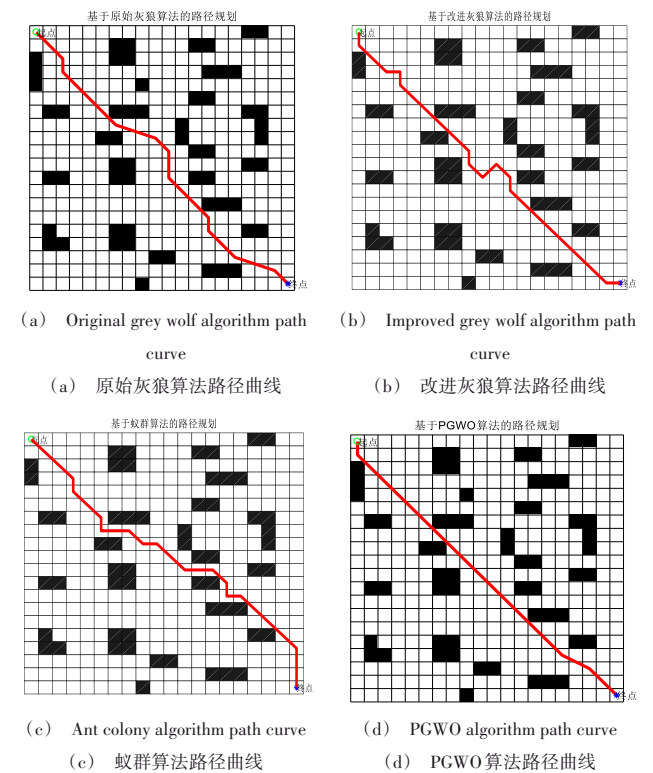


Fig. 7 The path curves of map A

图 7 地图 A 路径曲线

粒子群与改进灰狼的 PGWO 算法并进行比较。4 组算法在栅格地图 B 中运行的结果如表 4、图 8、图 9 所示。其中, 表 4 为运行算法 5 次后得到的平均数据。由图 9 可知, 4 组算法的迭代曲线效果与栅格地图 A 相似, PGWO 算法在最优适应度值和收敛速度上优于原始 GWO、改进的 GWO 与蚁群算法。由数据对比可知, PGWO 算法与原始 GWO 算法相比, 路径长度平均缩短了 34.58%, 路径搜索时间平均减少了 51.06%, 路径转折次数减少了 10 次, 收敛速度提升了 34.30%; 与改进的 GWO 算法相比, 路径长度平均缩短了 23.04%, 路径搜索时间平均减少了 25.81%, 路径转折次数减少了 5 次, 收敛速度提升了 20.98%; 与蚁群算法相比, 路径长度平均缩短了 25.41%, 路径搜索时间平均减少了 79.74%, 路径转折次数减少了 8 次, 收敛速度提升了 32.34%, 更好地证明了 PGWO 算法的有效性和优越性。

4 结语

路径规划作为提升移动机器人工作效率的重要一环, 提高路径规划效率尤为必要。本文对传统灰狼算法的种

Table 4 The simulation results of map B

表 4 地图 B 仿真结果

算法	L/m	T/s	转折次数	最大迭代次数
GWO	48.87	1.88	13	344
改进的 GWO	41.54	1.24	8	286
蚁群算法	42.86	3.06	11	334
混合改进 PGWO	31.97	0.92	3	226

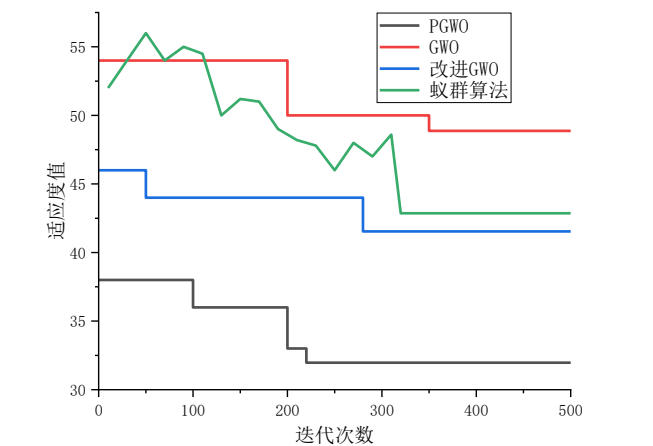


Fig. 8 The iterative curves of four algorithms in map B

图 8 地图 B 中 4 组算法迭代曲线

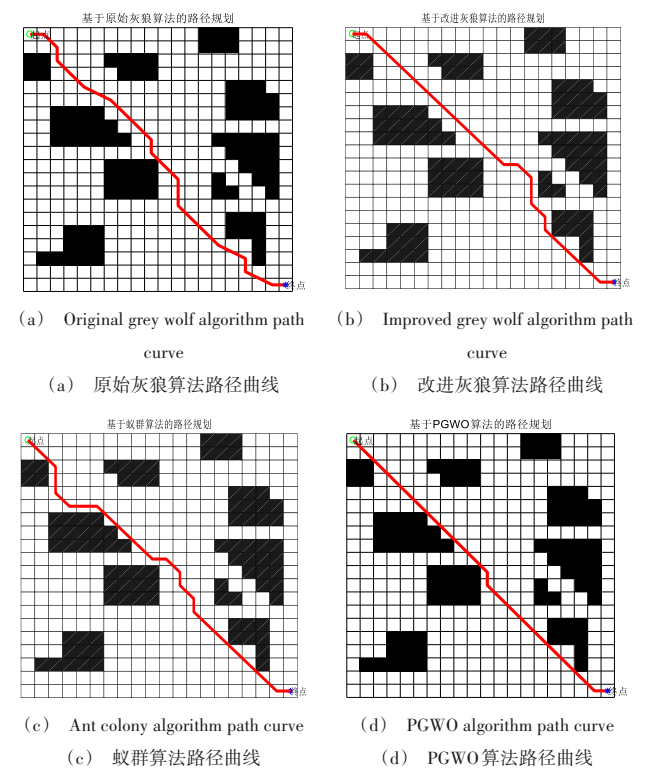


Fig. 9 The path curves of map B

图 9 地图 B 路径曲线

群权重和收敛因子进行改进, 设计了混合粒子群与改进灰狼的算法 PGWO, 有效优化了传统灰狼算法在寻优过程中后期收敛速度慢、易陷入局部最优、路径选择较差等问题。

将 PGWO 算法分别与原始灰狼算法、改进的灰狼算法、蚁群算法进行仿真实验对比, 相较于其他算法, PGWO

算法在栅格地图 A 中的路径长度分别平均缩短了 35.03%、22.03%、24.08%，路径搜索时间分别平均减少了 52.69%、33.05%、65.04%，收敛速度分别提升了 30.62%、16.83%、23.53%。在栅格地图 B 中的路径长度分别平均缩短了 34.58%、23.04%、25.41%，路径搜索时间分别平均减少了 51.06%、25.81%、79.74%，收敛速度分别提升了 34.30%、20.98%、32.34%。上述数据说明 PGWO 算法在移动机器人路径规划中不仅具备较好的路径规划性能，而且提高了算法运行效率，缩短了路径长度和规划时间，进一步论证了 PGWO 算法的可行性。然而，PGWO 算法并未在实际地图中进行测试，在实际地图中的影响因素众多，仅靠仿真并不能验证其实际性能，后续会利用实物验证该算法的抗干扰性和实际可行性。

参考文献：

- [1] ZHANG F F, YU H Y, XIN J B, et al. Improved robot path planning based on adaptive map environment A* algorithm [J/OL]. Control Engineering of China, 2024-05-10. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240038>.
张方方, 于洪岩, 辛健斌, 等. 基于自适应地图环境改进 A* 算法的机器人路径规划 [J/OL]. 控制工程, 2024-05-10. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240038>.
- [2] LIANG J Q, ZHOU Z C, LIU X Y. Robot path planning based on particle swarm optimization improved grey wolf algorithm [J]. Software Guide, 2022, 21(5): 96-100.
梁景泉, 周子程, 刘秀燕. 粒子群算法改进灰狼算法的机器人路径规划 [J]. 软件导刊, 2022, 21(5): 96-100.
- [3] LIU J, YANG J, LIU H, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning [J]. Soft Computing, 2017, 21(19): 5829-5839.
- [4] XU J M, SONG L, DENG D D, et al. Path planning of mobile robot based on the integration of multi-scale A* and optimized dynamic-window approach algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(1): 257-270.
许建民, 宋雷, 邓冬冬, 等. 基于多尺度 A* 与优化 DWA 算法融合的移动机器人路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2025, 37(1): 257-270.
- [5] ZHANG Y H, JIANG X W. Electrical equipment warehouse storage location optimization based on improved genetic algorithm [J]. Control Engineering, 2023, 30(4): 620-628.
张延华, 姜雄文. 基于改进遗传算法的电气设备仓库货位优化 [J]. 控制工程, 2023, 30(4): 620-628.
- [6] DU B, HUANG S, GUO J, et al. Interval forecasting for urban water demand using PSO optimized KDE distribution and LSTM neural networks [J]. Applied Soft Computing, 2022, 122: 108875.
- [7] LAI R S, DOU L, WU Z Y, et al. Fusion of improved A* and dynamic window approach for mobile robot path planning [J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1884-1894.
赖荣荣, 宋磊, 巫志勇, 等. 融合改进 A* 算法和动态窗口法的移动机器人路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2024, 36(8): 1884-1894.
- [8] ZHU M, HU R H, BIAN J. Path planning for mobile robots based on improved ant colony algorithm [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2024(3): 38-44.
朱敏, 胡若海, 卞京. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划 [J]. 现代制造工程, 2024(3): 38-44.
- [9] WAHAB A N M, NAZIR A, KHALIL A, et al. Improved genetic algorithm for mobile robot path planning in static environments [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 249: 123762.
- [10] FUSIC J S, SITHARTHAN R. Self-adaptive learning particle swarm optimization-based path planning of mobile robot using 2D lidar environment [J]. Robotica, 2024, 42(4): 977-1000.
- [11] MA X L, LI C C, TAN Y B, et al. Research of artificial fish swarm optimization algorithm of path planning for mobile robot [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024, 43(10): 1786-1796.
马小陆, 李成成, 谭毅波, 等. 人工鱼群优化算法的移动机器人路径规划研究 [J]. 机械科学与技术, 2024, 43(10): 1786-1796.
- [12] LIU S J N, LIU S H, XIAO H P. Path planning of electric vehicle mobile charging robot based on improved gray wolf optimization algorithm [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2024(4): 49-56.
刘尚俊男, 刘书海, 肖华平. 改进灰狼算法的移动充电机器人路径规划 [J]. 现代制造工程, 2024(4): 49-56.
- [13] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [14] ZHANG W, ZHANG X Z, WANG C J, et al. Path planning of substation inspection robots based on an improved grey wolf optimizer [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(6): 129-135.
张威, 张鑫中, 王丛佼, 等. 改进灰狼算法的变电站巡检机器人路径规划 [J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(6): 129-135.
- [15] LONG W, JIAO J, LIANG X, et al. Inspired grey wolf optimizer for solving large-scale function optimization problems [J]. Applied Mathematical Modelling, 2018, 60: 112-126.
- [16] LIU Z Q, HE L, YUAN L, et al. Path planning of mobile robot based on TGWO algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(10): 49-60.
刘志强, 何丽, 袁亮, 等. 采用改进灰狼算法的移动机器人路径规划 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(10): 49-60.
- [17] YIN L Y, XIANG F H, MAO J L. Improved grey wolf algorithm for path planning on feature grid maps [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(9): 1516-1526.
音凌一, 向凤红, 毛剑琳. 改进灰狼优化算法在特征栅格地图上的路径规划 [J]. 机械科学与技术, 2023, 42(9): 1516-1526.
- [18] TENG Z J, LYU J L, GUO L W, et al. An improved hybrid grey wolf optimization algorithm based on Tent mapping [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(11): 40-49.
滕志军, 吕金玲, 郭力文, 等. 一种基于 Tent 映射的混合灰狼优化的改进算法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(11): 40-49.
- [19] ZHAO J, WANG X Y, WANG H. Path planning of rescue robot based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology, 2022, 32(3): 393-400.
赵杰, 王馨阳, 王贺. 改进遗传算法的救援机器人路径规划 [J]. 黑龙江科技大学学报, 2022, 32(3): 393-400.
- [20] CAO M L, ZHAO W B, CHEN Z Q. Robot path planning by fusing particle swarm algorithm and improved grey wolf algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(8): 1768-1775.
曹梦龙, 赵文彬, 陈志强. 融合粒子群算法与改进灰狼算法的机器人路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2023, 35(8): 1768-1775.
- [21] WANG H, WANG G Y, PAN D W. Mobile robot path planning based on modified particle swarm optimization algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(5): 77-79.
王慧, 王光宇, 潘德文. 基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划 [J]. 传感器与微系统, 2017, 36(5): 77-79.
- [22] ZHAO J Y, HAN X Q, LIANG C, et al. Optimal distribution network re-configuration combining fuzzy membership with Euclidean distance [J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3624-3631.
赵嘉玉, 韩肖清, 梁琛, 等. 隶属函数与欧氏距离相结合的配电网优化重构 [J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3624-3631.

(责任编辑: 黄健)