

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211333

基于杂交退火灰狼算法的移动机器人路径规划*

游达章^{1,2} 马力^{1,2} 张业鹏^{1,2} 蔡斯³(1.湖北工业大学机械工程学院 武汉 430068; 2.湖北省现代制造质量工程重点实验室 武汉 430068;
3.中国船舶重工集团公司第七二二所 武汉 420305)

摘要: 针对灰狼优化算法在移动机器人路径规划时易陷入局部最优且效率低的问题,提出一种杂交退火灰狼算法。采用可调节的非线性收敛因子进行平衡算法的前期搜索和后期寻优;同时采用自适应遗传杂交策略,对灰狼群体以一定概率两两杂交以产生新个体,从而有效增强灰狼群体的多样性;在迭代的后期用模拟退火操作接受候选狼,避免算法陷入局部最优解。将路径长度和路径平滑度作为适应度评估指标并建立评估函数以评估路径规划效果。最后,路径规划实验结果表明,在3种不同尺寸的地图上,本文改进算法的适应度比灰狼优化算法分别优化了2.10、3.15、3.94,路径规划效果明显优于其他相关算法。

关键词: 路径规划;灰狼优化算法;非线性收敛因子;遗传杂交策略;模拟退火操作
中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Path planning of mobile robot based on hybrid annealing gray wolf algorithm

You Dazhang^{1,2} Ma Li^{1,2} Zhang Yepeng^{1,2} Cai Si³(1. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;
2. Hubei Key Lab of Manufacture Quality Engineering, Wuhan 430068, China;
3. The 722 Research Institute of China Shipbuilding Industry, Wuhan 420305, China)

Abstract: Aiming at the problem that the gray wolf optimization algorithm is easy to fall into local optimum and low efficiency in the path planning of mobile robots, a genetic simulated annealing gray wolf optimization algorithm was proposed. An adjustable nonlinear convergence factor is used for the early search and the late search of the balance algorithm. At the same time, the adaptive genetic hybridization strategy was used to hybridize the gray wolf population with a certain probability to produce new individuals, so as to effectively enhance the diversity of the gray wolf population. The candidate wolf is accepted by simulated annealing operation at the later stage of iteration to avoid the algorithm falling into local optimal solution. The path length and path smoothness are taken as the fitness evaluation indexes and the evaluation function is established to evaluate the effect of path planning. Finally, the experimental results of path planning show that the fitness of the improved algorithm in this paper is optimized by 2.10, 3.15 and 3.94 respectively compared with the gray wolf optimization algorithm on three maps of different sizes, and the path planning effect is significantly better than other related algorithms.

Keywords: path planning; gray wolf algorithm; nonlinear convergence factor; genetic hybridization strategy; simulated annealing operation

0 引言

路径规划是移动机器人领域中的研究热点问题^[1]。当前的路径规划算法主要有人工势场法^[2]、RRT算法^[3]、粒子群算法^[4]、遗传算法(genetic algorithm, GA)^[5]以及蚁群

算法^[6]等。但这类算法在路径规划问题中依然存在着收敛速度慢、易陷入局部最优等问题。

针对上述存在的问题,学者们提出了一系列的改进策略。Panda等^[7]针对粒子群多样性难以保持以致早熟收敛的问题,提出一种混合交叉算法来改进粒子群算法,增强了

收稿日期:2022-09-08

* 基金项目:国家自然科学基金(51875180)项目资助

粒子的全局搜索能力。宋建辉等^[8]提出一种基于改进人工势场法的移动机器人路径规划算法,解决了传统人工势场法的局部极小点问题,使机器人到达了目标点。陈军章^[9]使用改进人工鱼群算法优化 PID 控制参数;改进算法规划出的路径长度明显减少。郗枫飞等^[10]提出了 PG-RRT 移动机器人路径规划算法,提升了路径寻优的稳定性和效率。

灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)^[11]是一种新型群智能优化算法,较其他群智能算法相比具有结构简单易于实现和有较强的全局搜索能力等优点。但仍存在与其他群智能算法相似的收敛速度慢和易陷入局部最优的缺点。针对以上问题,王永琦等^[12]构建了混合灰狼算法 HGWO,在构建种群时借助精英反向学习策略探索当前种群优秀解的反向解空间,以增强算法的勘探能力。Zhang 等^[13]根据狼群个体之间的距离,设置距离变化率,引入动态权重改进了位置更新公式,并成功地将改进之后的算法用于三维路径规划。音凌一等^[14]提出了结点优先级的概念,将改进 GWO 算法全局路径规划的节点作为人工势场法的临时目标点,解决因动态障碍影响导致的临时目标点不可达问题。

本文针对灰狼优化算法求解移动机器人路径规划易陷入局部最优且效率低的问题,提出一种杂交退火灰狼算法(genetic simulated annealing gray wolf optimization, GSGWO)用于路径规划。首先引入可调节的非线性收敛因子,以平衡算法的搜索能力;其次引进自适应遗传杂交策略,对灰狼群体以一定概率两两杂交以产生新个体,从而有效增强灰狼群体的多样性;同时受精英策略启发,在迭代的后期用模拟退火操作接受候选狼,避免算法陷入局部最优解。最后,将路径的长度和路径平滑度同时作为适应度评估指标,有效地提高了规划效果。

1 灰狼优化算法

灰狼优化算法的寻优过程是通过狼群之间协作的机制来进行的。每只灰狼在群体中扮演不同的角色,形成一个严格的社会等级制度,如图 1 所示。算法的最优解是 α ,第 2 个和第 3 个最佳解分别是 β 和 δ ,它们指导着 ω 狼搜索猎物。在优化过程中,狼群更新 α 、 β 、 δ 和 ω 狼的位置。

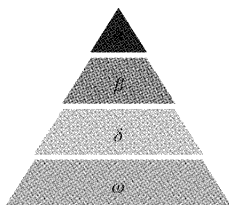


图 1 灰狼等级制度

灰狼在狩猎期间包围猎物的模型可以用如下等式表示:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (2)$$

式中: D 是每个狼与猎物之间的距离。式(2)为狼群个体的位置更新公式, $X_p(t)$ 代表第 t 代猎物的位置; $X(t)$ 代表第 t 代狼群部落中个体的位置; A 、 C 是系数,计算方法如下:

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

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

其中, a 是收敛因子,随着迭代过程从 2 线性减小至 0; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 内的随机数。 A 和 C 是系数向量。

狩猎行动通常由 α 狼领导,灰狼有能力识别猎物的位置并包围它们。在灰狼群体里, α 狼、 β 狼、 δ 狼对猎物的潜在位置最为敏感。其他灰狼个体的位置更新是根据这 3 种狼的位置来确定。灰狼个体搜寻猎物的数学模型如图 2 所示^[11]。

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X|, D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X| \quad (5)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X|$$

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha, X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \quad (6)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (7)$$

式中: D_α 、 D_β 、 D_δ 表示 ω 狼个体与 α 狼、 β 狼、 δ 狼之间的距离;式(6)定义了 ω 狼向 α 狼、 β 狼、 δ 狼移动的方向和距离;式(7)表示新一代灰狼个体。

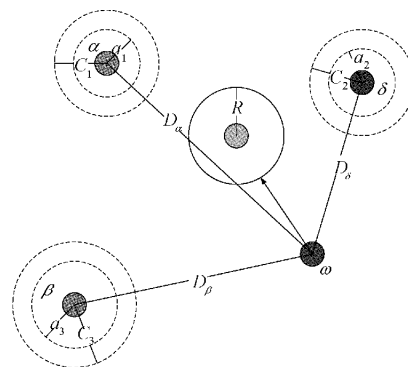


图 2 灰狼位置更新策略

2 改进的灰狼优化算法

2.1 非线性收敛因子

在灰狼优化算法中,非线性收敛因子 a 控制着狩猎过程中对猎物的搜索与包围。当 $|A| > 1$ 时,灰狼与猎物呈分离趋势,体现了算法全局寻优性;当 $|A| < 1$ 时,表明灰狼已经接近猎物,将进行攻击,此过程体现了算法的局部搜索能力。显然,当 $|A| > 1$ 时,局部开采能力不足,当 $|A| < 1$ 时,全局搜索能力不足。 a 的线性变化不能完全适应于 GWO 搜索过程。因此,为使 a 在前期缓慢减小,在后期大幅下降,本文将收敛因子 a 进行非线性调整,采用 Sigmoid 函数表示:

$$a = a_1 + \frac{a_2 - a_1}{1 + e^{\frac{K-k}{S_{\max}}}}$$
(8)

式中： a_1 、 a_2 分别表示 a 的最小值与最大值， K 为最大迭代次数， k 为当前迭代次数。

收敛因子对比如图 3 所示。

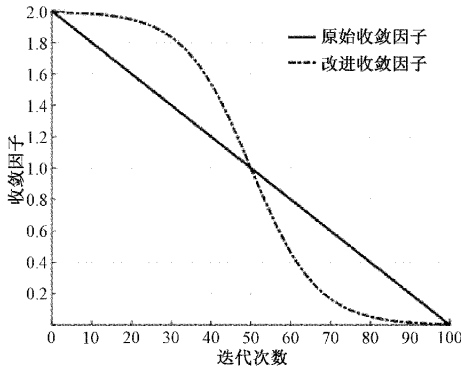


图 3 收敛因子对比图

2.2 自适应交叉变异策略

为增强灰狼算法的全局搜索能力、提高灰狼群体的多样性，引入自适应概率交叉变异策略。在迭代前期为防止早熟收敛，应提高交叉概率和变异概率，并且迭代后期应降低交叉和变异概率，防止最优个体的丢失。原始种群进行自适应交叉变异操作后产生新的群体用 X' 表示，并与原始灰狼群体 X 合并，将合并之后的灰狼个体的适应度排序，将适应度较高的一半灰狼群体作为下一次迭代的种群。其杂交变异模型如下：

$$X_1 = [x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^{dim}]$$
(9)

$$X_2 = [x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^{dim}]$$
(10)

$$X_3 = [x_3^1, x_3^2, x_3^3, \dots, x_3^{dim}]$$
(11)

$$X'_1 = [x_1^1, x_1^2, x_2^1, \dots, x_1^{dim}]$$
(12)

$$X'_2 = [x_2^1, x_2^2, x_1^1, \dots, x_2^{dim}]$$
(13)

$$X'_3 = [x_3^1, x_3^2, y^n, x_3^{n+1}, \dots, x_3^{dim}]$$
(14)

式中： X_1 、 X_2 表示两个准备进行杂交的灰狼个体， X'_1 、 X'_2 表示杂交后的灰狼个体； X_3 为变异前的灰狼个体， X'_3 为变异后的灰狼个体。 dim 表示维度。

基于余弦的自适应交叉变异概率公式如下^[15]：

$$P_c = \begin{cases} (P_{c1} + P_{c2})/2 \times \cos((f' - f_{avg}) / (f_{\max} - f_{avg}) \times \pi/2), & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1}, & f' < f_{avg} \end{cases}$$
(15)

$$P_m = \begin{cases} (P_{m1} + P_{m2})/2 \times \cos((f' - f_{avg}) / (f_{\max} - f_{avg}) \times \pi/2), & f' \geq f_{avg} \\ P_{m1}, & f' < f_{avg} \end{cases}$$
(16)

式中： P_{c1} 和 P_{m1} 分别表示交叉概率和变异概率的极大值； P_{c2} 和 P_{m2} 为极小值；个体的适应度值为 f' ； f_{avg} 和 f_{\max} 分别表示平均适应度值和最大适应度值。

2.3 模拟退火操作

在 GWO 算法寻优的中后期，灰狼群体易向着 α 狼、 β 狼、 δ 狼的位置靠近，在 α 狼、 β 狼、 δ 狼困在局部范围内搜寻猎物的情况下，会导致整个灰狼群体陷入在小范围的搜索区域，最终整个狼群难以继续实现种群的进化。受精英策略的启发，针对这样一种缺陷，在算法进行的中后期引入模拟退火操作以改进 GWO 算法在寻优后期易陷入局部最优的缺点。在算法寻优的后期，在计算出新一代狼群个体的适应度之后，本轮迭代适应度最高的个体有一定的几率能够晋升成 α 狼，这样就有效降低了寻优中后期算法陷入局部最优的概率。其关键步骤如下：

首先确定初始温度与退温函数：

$$T_0 = \frac{f_g(l)}{\log(5)}$$
(17)

$$T_{l+1} = \lambda T_l$$
(18)

式中： $f_g(l)$ 表示当前迭代次数下群体最优个体 (α 狼) 适应度， l 为降温的次数， λ 为退温常数。

然后，根据温度计算接受候选狼的概率：

$$P = \exp\left[-\frac{f_p(l) - f_g(l)}{T_l}\right]$$
(19)

式中： $f_p(l)$ 为狼群第 l 次降温后的最优灰狼个体适应度的值。

最后，根据 Metropolis 准则更新 α 狼，表示为：

$$g_{best}(l) = \begin{cases} p_{best}(l), & f_p(l) < f_g(l) \\ g_{best}(l-1), & f_p(l) \geq f_g(l) \& P < r \\ p_{best}(l), & f_p(l) \geq f_g(l) \& P \geq r \end{cases}$$
(20)

式中： r 为均匀分布在 $[0, 1]$ 之间的随机数。若第 l 次降温后的最优灰狼个体适应度值 $f_p(l)$ 小于群体最优个体 (α 狼) 适应度 $f_g(l)$ ，则将 $f_p(l)$ 对应的个体作为 α 狼；若第 l 次降温后的最优灰狼个体适应度 $f_p(l)$ 大于群体最优个体 (α 狼) 适应度 $f_g(l)$ ，则继续判断接受概率 P 是否大于随机数 r ，若 $P \geq r$ ，则将 $f_p(l)$ 对应的个体晋升为 α 狼，否则将上一次迭代过程中的 α 狼保留。

2.4 GSGWO 算法流程图及步骤

GSGWO 算法步骤如图 4 所示。

- 1) 初始化灰狼种群的相关参数：种群规模 N 、大迭代次数 t_{\max} 、空间维度 dim 、交叉变异概率等；
- 2) 计算当前灰狼群体中各个灰狼的适应度，并找出 α 狼、 β 狼、 δ 狼；
- 3) 根据 2.2 节中自适应交叉变异策略增加种群基因的多样性，并更新灰狼群体的位置；
- 4) 根据式(4)确定参数 C 的值，同时利用式(2)、(9)计算参数 A ；
- 5) 根据式(5)~(8)更新狼群个体的位置及确认猎物位置；

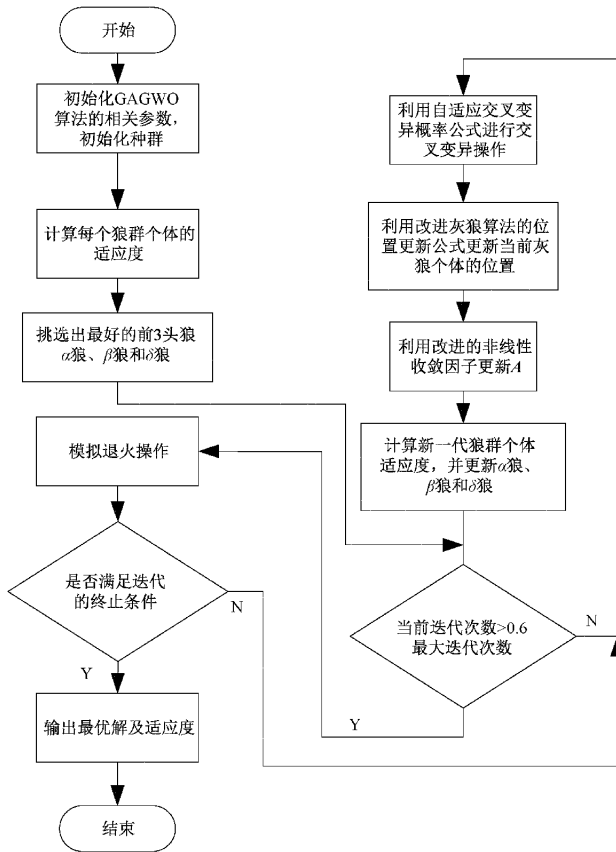


图4 GSGWO 算法流程

6)判断是否满足模拟退火条件,若满足,则进行模拟退火操作,选出新的 α 狼进行下一次迭代,否则直接进入步骤 3);

7)判断迭代是否结束,若结束,则输出最优解 α 狼。否则直接进入步骤 3);

3 实验仿真

3.1 算法测试与分析

为验证 GSGWO 算法的有效性,选取国际通用的 4 个标准测试函数^[16]进行仿真,标准测试函数如表 1 所示,设灰狼种群规模 $N = 50$ 、优化变量个数 $dim = 30$ 、迭代次数 $t_{max} = 300$ 、 $a_1 = 0$ 、 a_2 取值为 2、 s_{max} 取值 20。自适应交叉变异策略中, $P_{c1} = 0.8$, $P_{m1} = 0.5$, $P_{c2} = 0.08$, $P_{m2} = 0.05$;模拟退火操作中,退温常数 $\lambda = 0.85$ 。将运行 30 次后的实验结果分别从平均值以及标准差来判断该算法的收敛精度和稳定性,与 GWO 算法、COGWO 算法^[17] 的比较结果如表 2 所示。可以看出,GSGWO 算法独立实验 30 次的均值和标准差明显低于传统灰狼优化算法和其他相关改进算法,算法的寻优性和稳定性得到了显著的提高。

为验证算法在路径规划问题上的性能,下文将 GSGWO 算法应用在栅格地图上,来证明 GSGWO 算法在路径规划问题上的具体性能。

3.2 路径规划仿真实验

为实现路径规划算法,本文地图采用栅格模型,将移动

表 1 国际标准测试函数

函数名	函数表达式	搜索范围	最小值
Sphere	$f_1(x) = \sum_i^D x_i^2$	$[-100, 100]$	0
Schwefel	$f_2(x) = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i $	$[-10, 10]$	0
Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-32, 32]$	0
Griewank	$f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D (x_i^2) - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0

表 2 GSGWO 与 GWO 对 4 个基准测试函数进行比较的结果

测试函数	性能	GWO	COGWO	GSGWO
f_1	平均值	1.25×10^{-35}	4.82×10^{-55}	3.22×10^{-62}
	标准差	1.16×10^{-35}	1.57×10^{-55}	1.87×10^{-62}
f_2	平均值	1.46×10^{-35}	2.68×10^{-40}	1.73×10^{-49}
	标准差	1.25×10^{-26}	5.93×10^{-42}	1.18×10^{-50}
f_3	平均值	4.54×10^{-13}	0	0
	标准差	5.20×10^{-14}	0	0
f_4	平均值	4.22×10^{-15}	0	0
	标准差	5.21×10^{-15}	0	0

机器人视为质点。在 MATLAB 中建模可以得到如图 5 所示的栅格模型。

其中黑色栅格为障碍物,白色栅格为自由空间,可正常通行。每个栅格的坐标可以用 (x, y) 表示。

在路径规划实验中,适应度函数通常采用路径长度,这样虽然简洁,但忽视了路径中的拐点。在机器人移动的过程中,转弯不仅会消耗大量的能源,而且会降低搜索效率。针对这一问题,设计了一种路径评价函数。该函数综合评估了路径规划中路径长度与路径平滑度。新的适应度函数如下:

$$d = \sum_{i=1}^{end-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (21)$$

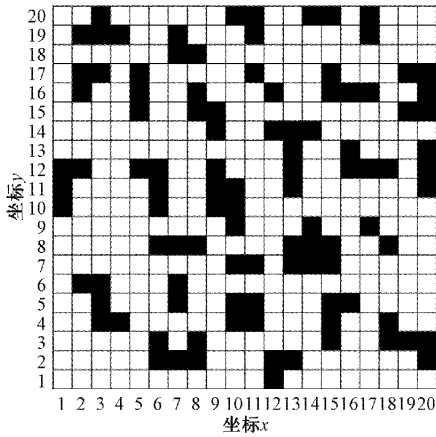


图 5 栅格地图

$$\theta = \arccos((b^2 + c^2 - a^2)/2bc) \quad (22)$$

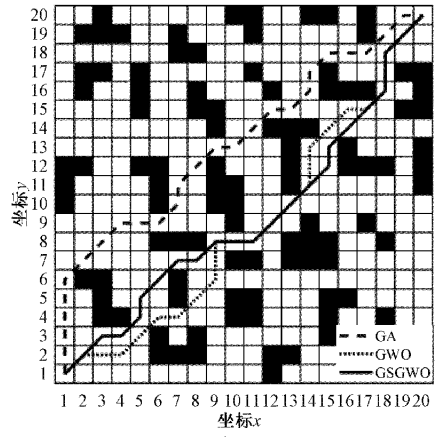
$$s = \sum_{j=1}^{end} \theta_j \quad (23)$$

$$fit = p \cdot d + \frac{q}{s} \quad (24)$$

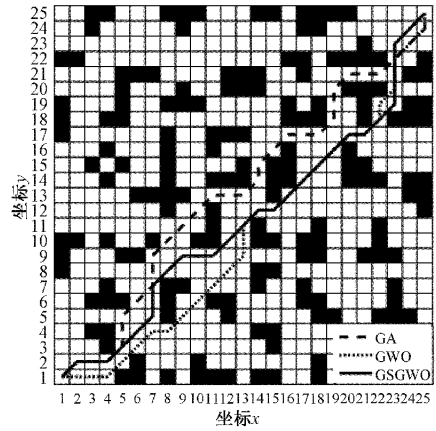
式中： d 为路径长度， θ 为拐点对应的角度， s 是路径平滑度，为所有拐点对应的角度之和。 p 、 q 为路径长度 d 与角度 s 对应的权重。

为验证 GSGWO 算法在路径规划中的可行性和有效性，在栅格地图上对该算法进行仿真，并与 GWO、GA 进行比较。在基本的灰狼算法中，收敛因子 a 随着迭代次数从 2 线性减小为 0；种群规模 $N=80$ ，最大迭代次数 $t_{max}=100$ 。在 GSGWO 算法中，采用 Sigmoid 函数表示非线性收敛因子，其中 $a_1=0$ ， $a_2=2$ ， $s_{max}=20$ 。自适应交叉变异策略中， $P_{c1}=0.8$ ， $P_{m1}=0.5$ ， $P_{c2}=0.08$ ， $P_{m2}=0.05$ 。模拟退火操作中退温常数 $\lambda=0.85$ 。其余参数与基本灰狼算法一样。适应度函数中 $p=1$ ， $q=1.3$ 。分别在 15×15 ， 20×20 ， 25×25 的栅格图环境下仿真，其实验结果如图 6、7 所示。

图 6 和 7 是算法分别在 15×15 ， 20×20 ， 25×25 的栅格地图的仿真结果。从图中可以看出，GSGWO 算法的路

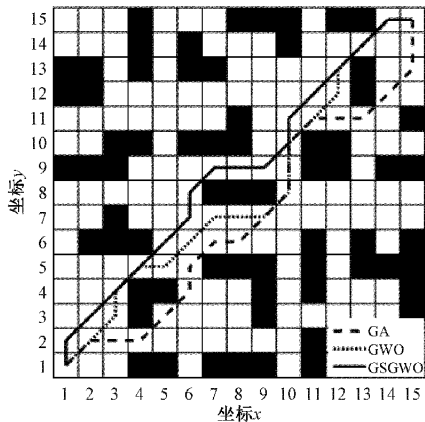


(b) 20×20栅格地图路径规划

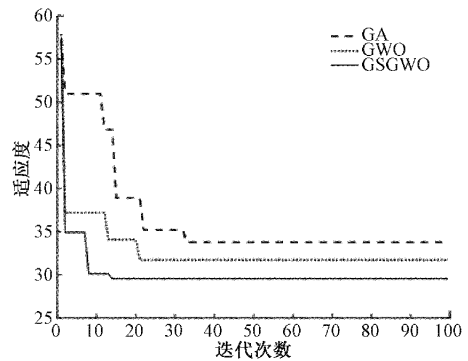


(c) 25×25栅格地图路径规划

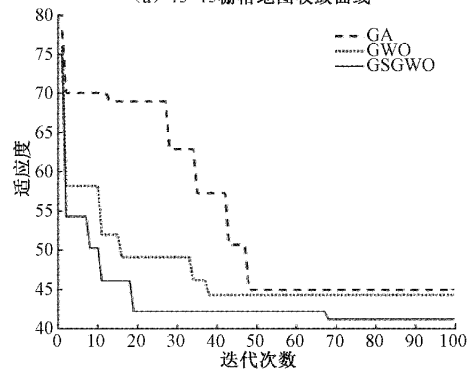
图 6 路径规划仿真结果



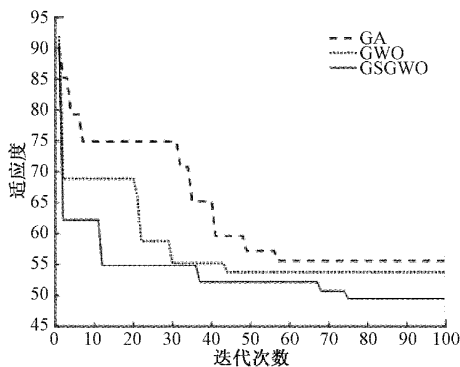
(a) 15×15栅格地图路径规划



(a) 15×15栅格地图收敛曲线



(b) 20×20栅格地图收敛曲线



(c) 25×25栅格地图收敛曲线

图7 栅格地图收敛曲线

径明显更短,路径平滑度也更高。从收敛曲线图可以看出,不管是在 15×15 的简单地图上,还是在 20×20 、 25×25 的复杂地图上,相比于其他算法的收敛曲线,GSGWO算法的收敛曲线明显比其他两组算法更优。从收敛速度上看,GSGWO算法的曲线下落更快,突出了改进的收敛因子与自适应交叉变异策略的作用。从寻优值上看,GSGWO也是处于最优状态,同时在 20×20 、 25×25 的复杂地图上,GWO算法的曲线没有出现快速下降后陷入局部最优的情况,在迭代后期依然在小幅度收敛,说明了模拟退火策略的有效性。

表3是不同算法在不同大小的栅格图上15次仿真结果的平均值。在 15×15 栅格地图上,GSGWO算法的适应度比GA算法、GWO算法优化了4.18、2.10。在 20×20 栅格地图上,GSGWO算法的适应度要比GA算法、GWO算法优化了4.28、3.15。在 25×25 栅格地图上,GSGWO算法的适应度要比GA、GWO算法优化了6.47、3.94。说明改进后的GWO算法,显著地改善了GWO算法在移动机器人路径规划中收敛速度慢、易陷入局部最优的问题。

表3 不同算法15次仿真平均结果

地图大小	评价指标	GA	GWO	GSGWO
15×15	路径长度	22.21	20.74	20.27
	路径平滑度	11.52	10.91	9.28
	适应度	33.73	31.65	29.55
20×20	路径长度	31.23	30.83	28.88
	路径平滑度	14.23	13.50	12.30
	适应度	45.46	44.33	41.18
25×25	路径长度	38.62	37.88	35.20
	路径平滑度	17.30	15.51	14.25
	适应度	55.92	53.39	49.45

4 结 论

针对灰狼优化算法在移动机器人路径规划时易陷入局部最优且效率低的问题,本文提出了一种改进的灰狼优

化算法在栅格地图路径规划方法。在分析了全局勘探及局部开采控制因子A的基础上,对起关键性作用的收敛因子 a 进行改进,引入可以调节的非线性收敛因子以平衡全局搜索和局部狩猎的能力,使得算法更加适应于复杂的非线性优化问题求解;其次,对种群的多样性进行了简要的分析,采取自适应交叉变异策略来增加种群的多样性,有效提升了算法全局勘探能力。最后在迭代后期引入模拟退火操作,有效避免了灰狼算法在后期易陷入局部最优的问题。适应度函数综合考虑了路径长度与路径平滑度,对算法寻优结果的评价更为全面。从仿真结果上看,相比与其他方法,GSGWO算法在求解路径规划问题上能更有效的避免局部最优,使其规划路径平滑度更高,路径长度更短。

参考文献

- [1] 林韩熙,向丹,欧阳剑,等. 移动机器人路径规划算法的研究综述[J]. 计算机工程与应用,2021,57(18):38-48.
- [2] 石志刚,梅松,邵毅帆,等. 基于人工势场法的移动机器人路径规划研究现状与展望[J]. 中国农机化学报,2021,42(12):182-188.
- [3] 冯楠. 自主移动机器人路径规划的RRT算法研究[D]. 大连:大连理工大学,2014.
- [4] TANG B W, XIANG K, PANG M Y, et al. Multi-robot path planning using an improved self-adaptive particle swarm optimization[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, DOI: 10.1177/1729881420936154.
- [5] 王雷,李明. 改进自适应遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 南京理工大学学报,2017,41(5):627-633.
- [6] 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.
- [7] PANDA A, MALLIPEDDI R, DAS S. Particle swarm optimization with a modified learning strategy and blending crossover [C]. Proc of IEEE Symposium Series on Computational Intelligence. Piscataway, NJ: IEEE Press,2017:1-8.
- [8] 宋建辉,代涛,刘砚菊. 基于改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与科学,2017,39(7):1328-1332.
- [9] 陈军章. 改进人工鱼群算法的机器人路径规划及跟踪[J]. 机械设计与制造,2019(4):251-255.
- [10] 郗枫慢,曾晰,计时鸣,等. 基于PG-RRT算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机科学,2019,46(4):247-253.
- [11] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software,

- 2014, 69(3):46-61.
- [12] 王永琦,江潇潇. 基于混合灰狼算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与科学,2020,42(7):1294-1301.
- [13] ZHANG W, ZHANG S, WU F Y, et al. Path planning of UAV based on improved adaptive grey wolf optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2021, DOI:10.1109/ACCESS.2021.3090776.
- [14] 音凌一,向凤红. 融合改进灰狼优化算法和人工势场法的路径规划[J]. 电子测量技术,2022,45(3):43-53.
- [15] 陈尔奎,吴梅花. 基于改进遗传算法和改进人工势场法的复杂环境下移动机器人路径规划[J]. 科学技术与工程,2018,18(33):79-85.
- [16] SONG H, SULAIMAN M, MOHAMED M. An application of grey wolf optimizer for solving combined economic emission dispatch problems[J]. Int Review on Modeling and Simulation, 2014, 7(5): 838-844.
- [17] 游达章,康亚伟,刘攀,等. 一种改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划方法[J]. 机床与液压,2021, 49(11):1-6.

作者简介

游达章(通信作者),博士,教授,主要研究方向为机器人与智能控制、数控技术、故障预测与可靠性技术。

E-mail:yodazhag@163.com

马力,硕士研究生,主要研究方向为机器人与智能控制。

E-mail:mal201900@163.com

张业鹏,博士,教授,主要研究方向为测试计量技术及仪器。

E-mail:2101993702@qq.com

蔡斯,本科,工程师,主要研究方向为信息系统。

E-mail:940228555@qq.com