

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518905

基于遗传算法与粒子群算法融合的路径规划^{*}

焦文博 章翔峰 姜宏 韩文旭 高博

(新疆大学智能制造现代产业学院(机械工程学院)乌鲁木齐 830017)

摘要: 针对移动机器人在复杂障碍物环境的路径规划过程中存在的搜索效率低、易陷入局部最优、路径冗余节点过多等问题,本文提出了一种基于遗传算法与粒子群优化算法融合的路径规划方法。首先,利用改进的遗传算法生成具有高质量的初始路径种群,为后续粒子群优化算法提供先验搜索导向,增加种群的多样性并加快算法收敛;其次,提出基于适应度变化和迭代进度的双重策略来动态调整交叉概率,同时提出非线性动态递减惯性权重调整方法,从而有效平衡算法的全局搜索和局部搜索;接着,提出基于向量叉积的几何冗余节点判别准则和障碍物安全距离阈值判别方法,有效删除路径中的冗余节点和过渡节点,从而缩短路径长度并提高路径的优化能力;最后,在5个基准测试函数和2个不同的栅格地图环境中进行仿真实验以验证算法的优化性能。实验结果表明,本文所提算法相比遗传算法、粒子群优化算法、差分进化算法、灰狼优化算法、麻雀搜索算法、蜣螂优化算法及冠豪猪优化算法,在 20×20 的栅格地图中,路径长度平均降低了3.74%,运行时间平均降低了23.13%;而在 30×30 的栅格地图中,路径长度平均降低了4.83%,运行时间平均降低了19.95%。此外,本文算法规划的路径节点数也相对较少,表明本文所提算法在路径规划方面不仅能够有效缩短路径长度、降低运行时间,还能有效简化路径,展现出良好的寻优能力。

关键词: 路径规划;遗传算法;粒子群算法;交叉概率;惯性权重;节点

中图分类号: TP242;TN01 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

Path planning based on the integration of genetic algorithm and particle swarm optimization

Jiao Wenbo Zhang Xiangfeng Jiang Hong Han Wenxu Gao Bo

(School of Intelligent Manufacturing and Modern Industry(School of Mechanical Engineering), Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: Aiming at the problems of low search efficiency, easy to fall into local optimum, and too many redundant nodes in the path planning process of mobile robots in complex obstacle environments, this paper proposes a path planning method based on the fusion of genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm. First, the improved genetic algorithm is used to generate a high-quality initial path population, which provides a priori search guidance for subsequent particle swarm optimization, increases the diversity of the population, and accelerates the convergence of the algorithm; second, a dual strategy based on the change of fitness and iteration progress is proposed to dynamically adjust the crossover probability, and a nonlinear dynamically diminishing inertia weight adjustment method is proposed, so as to efficiently balance the algorithm's global and local search; next, a vector fork-based path planning method is proposed to solve the problem of low search efficiency in the path planning process. Then, the vector fork product-based geometric redundant node discrimination criterion and the obstacle safety distance threshold discrimination method are proposed to effectively remove the redundant nodes and transition nodes in the path, so as to shorten the path length and improve the optimization ability of the path; finally, simulation experiments are carried out in five benchmark test functions and two different raster maps environments to verify the optimization performance of the algorithm. The experimental results show that compared with the genetic algorithm, particle swarm optimization algorithm, differential evolution algorithm, gray wolf optimization algorithm, sparrow search algorithm, dung beetle optimization algorithm and crown porcupine optimization algorithm, the proposed algorithm in this paper reduces the path length by an average of 3.74% and the runtime by an average of 23.13% in a 20×20 raster map; and in a 30×30 raster map, the path length reduces by an average of by 4.83% and runtime by 19.95% in 30×30 raster maps. In addition, the number of path nodes planned by the algorithm in this paper is relatively small, indicating that the algorithm proposed in this paper can not only effectively shorten the path length and reduce the running time, but also effectively simplify the path, showing good optimization ability.

Keywords: path planning;genetic algorithm;particle swarm optimization;crossover probability;inertia weight;node

0 引言

移动机器人路径规划作为机器人领域的关键研究方

向,其核心任务是在复杂障碍物环境中规划出一条从起点到终点的最优安全路径^[1]。目前,常见的移动机器人路径规划算法主要有遗传算法(genetic algorithm,GA)^[2]、粒子

收稿日期:2025-05-24

* 基金项目:国家自然科学基金(5226050231)项目资助

群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[3]、差分进化算法 (differential evolutionary, DE)^[4-5]、灰狼优化算法 (grey wolf optimization, GWO)^[6-8]、麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA)^[9-10]、蜣螂优化算法 (dung beetle optimizer, DBO)^[11]、冠豪猪优化算法 (crested porcupine optimizer, CPO)^[12] 等。其中, 遗传算法和粒子群优化算法应用最为广泛, 主要原因是其算法模型结构简单, 容易理解和实现, 但仍存在缺陷。如: 遗传算法虽具有较强的全局搜索能力, 但其收敛速度较慢; 粒子群优化算法虽收敛速度较快, 却因初始解的随机性以及复杂环境中容易陷入局部最优的特性, 导致搜索效率不稳定, 难以保证规划出的路径在复杂环境中的全局最优性。

针对遗传算法和粒子群优化算法存在的缺陷, 众多科研人员提出了相应的改进方法以提升其性能。陈丽芳等^[13] 提出将 B 样条技术与遗传算法相结合, 并设计新的适应度函数, 有效规避粒子早熟的问题; 李艳生等^[14] 提出用人工蜂群算法来初始化种群, 并设计了基于三角函数的自适应交叉与变异算子, 以增强算法的收敛性能; 寿林等^[15] 提出基于终点距离与夹角的信息对种群初始化, 并改进选择策略、变异操作及交叉算子, 有效提高了算法的搜索效率, 但设计的适应度函数中惩罚值的判断可能会保留一些冗余的节点; 伍永健等^[16] 提出将自适应局部搜索与交叉操作相结合以实现全局路径规划, 并且利用 Morphin 算法对局部路径进行规划, 以实现避障功能, 但 Morphin 算法依赖实时传感器数据更新路径, 若障碍物运动速度较快, 算法可能因局部规划滞后而无法及时响应; 党博宇等^[17] 提出先用 Dijkstra 算法规划全局路径, 再通过改进的 PSO 算法对路径长度优化, 并结合动态窗口法进行局部避障, 有效提高了算法的整体路径规划能力; 夏佳等^[18] 提出采用小批量梯度下降法优化强化学习算法的衰减参数和学习因子, 进而采用改进的强化学习算法对粒子群优化算法进行训练改进, 但该方法对数据量和训练时间有较高要求; 郝琨等^[19] 提出采用区域搜索算法对原始地图进行预处理, 并对惯性权重和加速因子进行自适应调整, 有效提高算法的全局规划能力并防止陷入局部最优。

上述科研人员提出的各改进方法在一定程度上均提升了算法在路径规划中的性能, 然而, 尽管这些方法取得了一些改进效果, 但提升效果仍有限。为了解决上述问题, 本文提出一种基于遗传算法与粒子群算法融合的路径规划方法。该方法充分利用 GA 的全局搜索优势和 PSO 局部快速收敛的特点, 从而显著提升算法的收敛精度与收敛速度。具体创新如下: 首先, 利用改进的 GA 生成具有高质量的初始路径种群, 为后续 PSO 提供先验搜索导向, 增加种群的多样性并加快算法收敛; 其次, 提出基于适应度变化和迭代进度的双重策略来动态调整交叉概率, 同时提出非线性动态递减惯性权重调整方法, 用于平衡算法在全局搜索和局部搜索之间的能力; 最后, 提出基于向量叉积的几何冗余节

点判别准则和障碍物安全距离阈值判别方法, 有效删除路径中的冗余节点和过渡节点, 从而缩短路径长度并提高路径的优化能力。

1 相关理论

1.1 遗传算法

遗传算法是一种基于自然选择和遗传机制的启发式优化算法, 属于进化算法范畴。其核心思想是通过模拟生物进化过程中选择、交叉、变异等自然过程, 逐步逼近问题的最优解。遗传算法的基本流程如图 1 所示。

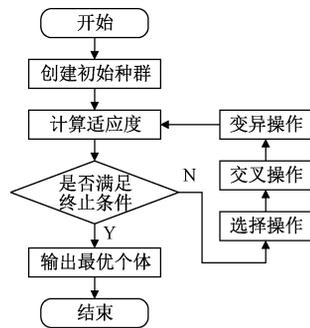


图 1 遗传算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the genetic algorithm

1.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法是一种基于群体智能的优化算法, 其灵感来源于鸟群觅食行为。该算法通过模拟粒子在解空间中移动及信息共享机制, 以寻求问题的最优解。其数学模型中, 粒子的速度更新公式如式 (1) 所示, 位置更新公式如式 (2) 所示。

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (P_{best} - x_i^k) + c_2 r_2 (G_{best} - x_i^k) \quad (1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (2)$$

式中: v_i^{k+1} 为第 $k+1$ 次迭代时第 i 个粒子的速度, ω 为惯性权重, v_i^k 为第 k 次迭代时第 i 个粒子的速度, x_i^{k+1} 为第 $k+1$ 次迭代时第 i 个粒子的位置, x_i^k 为第 k 次迭代时第 i 个粒子的位置, k 为粒子当前的迭代次数, c_1 为个体学习因子, c_2 为社会学习因子, r_1 和 r_2 为区间 $[0, 1]$ 内的随机数, P_{best} 为粒子个体的历史最优解, G_{best} 为种群的全局历史最优解。

2 GA 与 PSO 融合的路径规划方法

2.1 GA 与 PSO 融合

本文提出的基于 GA 与 PSO 融合的路径规划方法, 旨在充分发挥两种算法的各自优势。首先, 利用 GA 优异的全局搜索能力, 生成具有较优适应度的初始路径种群, 并将其作为 PSO 的先验搜索导向, 以增加种群的多样性及加快算法收敛。该方法能够在保证路径最短的同时, 显著提升路径规划的收敛精度和收敛速度。具体流程如图 2 所示。

2.2 双重策略动态调整交叉概率

传统的 GA 中, 交叉概率通常设置为常数, 但是此方法

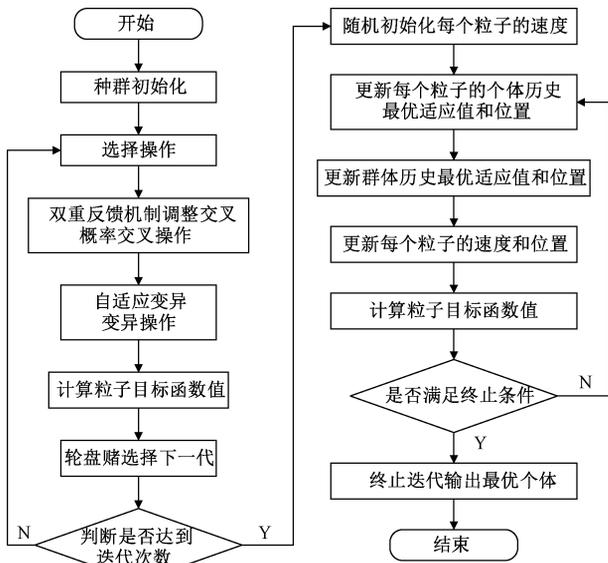


图2 本文算法的流程图

Fig.2 Flowchart of the proposed algorithm

难以很好地适应算法在不同搜索阶段的搜索需求。文献[20]提出了一种随着迭代进度动态调整交叉概率的方法,该方法主要是使交叉概率随着迭代进度的增加而线性减小,以提高算法的收敛能力。然而,在处理复杂的机器人路径规划问题时,仅依赖迭代进度来调整交叉概率存在一定局限性。具体而言,路径优化过程中适应度(即路径长度)的变化并不总是与迭代进度呈线性关系。在优化过程中,路径长度变化在初期阶段可能较为显著,而在后期则逐渐趋于平稳。因此,过度依赖迭代进度来调整交叉概率,可能导致算法过早收敛,未能很好的提高收敛精度。

为了解决这一问题,本文提出了一种基于适应度变化与迭代进度的双重策略对交叉概率进行动态调整。该策略综合考虑路径长度的变化与算法的迭代进度,从而有效地平衡全局搜索与局部搜索。在算法初期,较大的交叉概率有助于算法在解空间进行广泛地搜索;而在路径长度变化趋于稳定的后期,逐步降低交叉概率,以提高算法的局部搜索能力,且提高收敛精度。动态交叉概率调整公式如式(3)所示。

$$p_c = p_{c,max} - (p_{c,max} - p_{c,min}) \times \frac{gen}{GA_{iterations}} \times \left(1 - \frac{\Delta f}{\Delta f_{threshold}}\right) \quad (3)$$

式中: p_c 为交叉概率, $p_{c,max}$ 和 $p_{c,min}$ 分别为交叉概率的最大值和最小值; gen 为当前迭代次数, $GA_{iterations}$ 为遗传算法部分的总迭代次数; Δf 为当前代与上一代适应度的变化量 ($\Delta f = |f_n - f_{n-1}|, n \geq 2$); $\Delta f_{threshold}$ 为适应度变化量的阈值,可根据搜索地图区域的大小进行调整。

2.3 非线性动态递减惯性权重调整方法

传统的 PSO 将惯性权重设置为常数值,这种方法虽然

简单,易于实现,但如果取值太大,虽然加快了搜索速度但不利于算法在后期进行局部搜索,如果取值太小,虽然提高了算法的局部搜索能力但算法的收敛速度会下降。文献[21]提出了一种线性动态递减惯性权重,该方法以固定的线性模式递减,在算法前期虽能进行一定范围的全局搜索,但进入后期,其匀速下降的特性难以契合算法从全局搜索到局部精细搜索的转变需求,因为在实际的搜索过程中,算法对搜索范围的要求是非线性变化的——在迭代初期需要较强的全局探索能力,而在迭代后期则需更为集中的局部搜索。匀速下降的惯性权重忽略了这一变化过程的非线性特性;一方面可能导致粒子在迭代后期仍有较高的搜索能力,使得粒子无法在局部区域精准搜索;另一方面,当下降过快时,容易导致粒子过早丧失全局搜索能力,可能使得粒子陷入局部最优。

针对上述问题,本文提出了一种非线性动态递减惯性权重调整方法。在迭代初始阶段,惯性权重维持较大数值且下降迟缓,可使得粒子在解空间充分搜索;随着迭代次数增大,引导粒子对局部区域进行细致搜索。这种动态调整方式,能更好地平衡算法在全局搜索与局部搜索的能力,从而有效提升算法的搜索效果。该非线性动态递减惯性权重调整公式如式(4)所示。

$$\omega = 0.5 \cdot (\sin(2 \cdot \frac{k}{iter} \cdot (\omega_{max} - \omega_{min})) - 1) \times \pi + 0.5 \quad (4)$$

式中: ω 为第 k 次迭代的惯性权重; k 为粒子当前的迭代次数, $iter$ 为粒子群优化算法部分的总迭代次数; ω_{max} 为惯性权重的最大值,本文设为 1; ω_{min} 为惯性权重的最小值,本文设为 0。

如图 3 所示,优化后的惯性权重在迭代早期下降较慢,可以使得算法在前期具有更好的全局搜索能力。在迭代后期惯性权重缓慢接近为 0,可以保证算法更好地进行局部搜索。

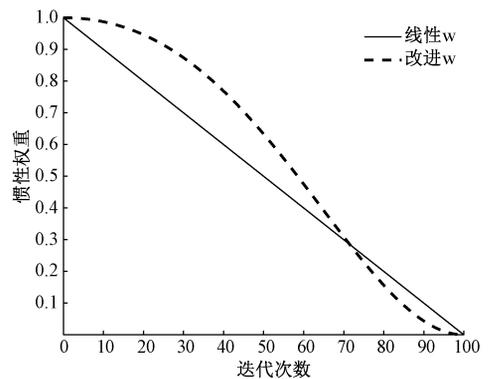


图3 惯性权重变化对比图

Fig.3 Comparison of inertia weight variations

为了验证所提方法的可行性和有效性,采用 Rastrigin 基准测试函数作为实验函数对本文所提非线性动态递减惯性权重与文献[21]提出的线性动态递减惯性权重和惯性权

重为 0.8 进行对比验证,由图 4 可以看出本文所提的非线性动态递减惯性权重可以很好的提升算法的收敛速度和收敛精度。

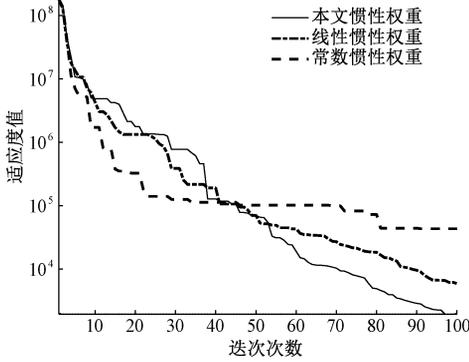


图 4 适应度收敛对比

Fig. 4 Fitness convergence comparison

2.4 冗余节点与过渡节点删除策略

移动机器人在基于栅格地图的路径规划中,生成的路径仍存在冗余节点和非必要过渡节点的问题,难以满足机器人实际运动的需求。如图 5(a)展示了典型的路径节点分布情况,可以明显观察到路径中存在冗余节点和非必要过渡节点。

针对上述问题,本文提出了一种节点精简策略,旨在删除冗余节点和非必要过渡节点,以达到简化路径的目的。该策略包括冗余节点判断与删除和过渡节点判断与删除两个阶段。具体内容如下:

冗余节点判断与删除阶段的基本原理及示例如图 5 所示。路径的起点与终点以实心点表示,其他中间节点以空心点表示。图中白色栅格表示可通行的自由空间,黑色栅格表示障碍物区域。图 5(a)为删除冗余节点前的路径,图 5(b)为删除冗余节点后的路径。冗余节点的判定标准如下:

若当前路径节点与其前后相邻的两个节点共线,则判定该节点为冗余节点,应当删除;反之,则保留该节点。本文判断节点是否共线的方法采用基于向量叉积的判断方法,判断公式如式(5)所示。

$$(y_n - y_{n-1}) \cdot (x_{n+1} - x_n) = (y_{n+1} - y_n)(x_n - x_{n-1}) \quad (5)$$

式中: x_n, y_n 分别为当前节点 n 的横坐标和纵坐标, x_{n-1}, y_{n-1} 分别为上一个节点 $n-1$ 的横坐标和纵坐标, x_{n+1}, y_{n+1} 分别为下一个节点 $n+1$ 的横坐标和纵坐标。

若式(5)成立,即叉积结果为零,则可判断三个节点共线,当前节点为冗余节点,应当删除;反之,应当保留当前节点。如图 5(a)所示,节点 B 与节点 A、C 共线,因此节点 B 为冗余节点并删除;而节点 H 与节点 G、T 不共线,因此节点 H 不是冗余节点应当保留。删除冗余节点后的路径结果如图 5(b)所示。

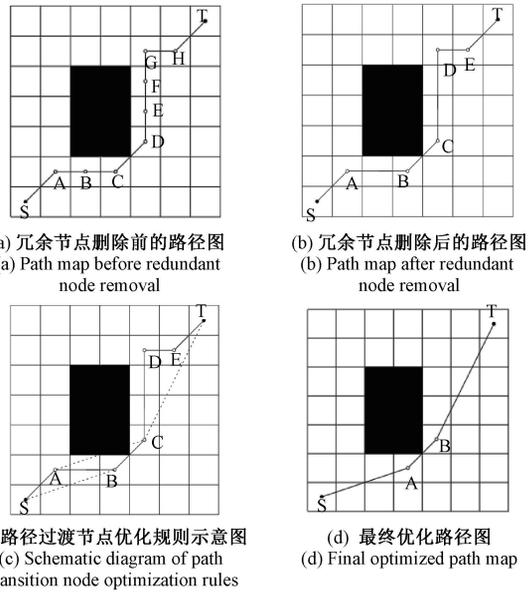


图 5 删除冗余节点前后对比

Fig. 5 Comparison before and after removing redundant nodes

过渡节点判断与删除阶段的基本原理及示例如下所述:在完成冗余节点的删除后,路径中除起点和终点外的所有节点可视为过渡节点。路径进一步的优化需要根据障碍物的分布情况,判断是否保留过渡节点。如图 5(c)清晰地展示了过渡节点处理的具体情形:

无障碍物情况:若当前路径节点的前后两相邻节点之间的连线未被障碍物阻挡,可删除当前的路径过渡节点,并将其前后两相邻节点直接连线。如图 5(c)中,在路径 $S \rightarrow A \rightarrow B$ 中,节点 S 与 B 之间无障碍物存在,故可删除节点 A;在路径段 $C \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow F$ 中,节点 C 与 F 之间路径畅通,故可删除节点 D 与 E。

有障碍物情况:若当前路径节点的前后两相邻节点之间的连线被障碍物阻挡,则必须保留当前的路径过渡节点,以确保路径可行性。如图 5(c)中,在路径 $A \rightarrow B \rightarrow C$ 中,节点 A 与 C 的连线存在障碍物阻挡,因而必须保留当前的路径过渡节点 B。最终优化后的路径如图 5(d)所示。验证公式如式(6)所示。

$$d = \frac{\left| \frac{y_{n+1} - y_{n-1}}{x_{n+1} - x_{n-1}}(x_{obs} - x_{n-1}) + (y_{n-1} - y_{obs}) \right|}{\sqrt{\left(\frac{y_{n+1} - y_{n-1}}{x_{n+1} - x_{n-1}} \right)^2 + 1}} \quad (6)$$

式中: x_{n-1}, y_{n-1} 分别为上一个节点 $n-1$ 的横坐标和纵坐标, x_{n+1}, y_{n+1} 分别为下一个节点 $n+1$ 的横坐标和纵坐标, x_{obs}, y_{obs} 分别为障碍物的横坐标和纵坐标, d 为障碍物到直线 $y = \frac{y_{n+1} - y_{n-1}}{x_{n+1} - x_{n-1}}(x - x_{n-1}) + y_{n-1}$ 的距离,并且要求:

$$\begin{cases} \min(x_{n-1}, x_{n+1}) \leq x_{obs} \leq \max(x_{n-1}, x_{n+1}) \\ \min(y_{n-1}, y_{n+1}) \leq y_{obs} \leq \max(y_{n-1}, y_{n+1}) \end{cases} \quad (7)$$

如图6所示,规划的路径与障碍物中心坐标之间的安全距离为 $\sqrt{2}/2$ 。因此,当 $d < \sqrt{2}/2$ 时,保留当前的路径过渡节点;反之,当 $d \geq \sqrt{2}/2$ 时,删除当前的路径过渡节点。

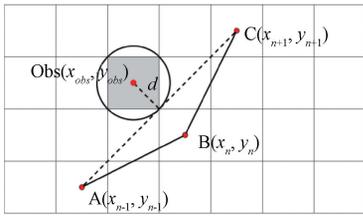


图6 障碍物安全距离判断示意图

Fig. 6 Schematic diagram of obstacle safety distance judgment

3 算法性能测试

为了验证本文所提算法的可行性和优越性,将本文改进后的算法与GA、PSO、DE、GWO、SSA、DBO和CPO在5个基准测试函数下进行对比实验。设置迭代次数为100,种群的数量为20,各算法其他参数设置如表1所示,5个基准测试函数的函数表达式、维度、取值范围及最小值的信息如表2所示,其中F1~F3为单峰基准测试函数,F4、F5为多峰基准测试函数。本文实验的平台为:MATLAB 2023a(Intel Core i7-13700 H 2.40 GHz and 32 GB RAM)。

表1 各算法参数设置

Table 1 Parameter settings for each algorithm

算法	种群大小	c_1	c_2	惯性权重	交叉概率	变异概率
GA	80	—	—	—	0.8	0.05
PSO	80	2	2	0.8	—	—
DE	80	—	—	—	0.2	0.8-0.2
GWO	80	—	—	—	—	—
SSA	80	—	—	—	—	—
DBO	80	—	—	—	—	—
CPO	80	—	—	—	—	—
GA_PSO	80	2	2	1-0	-0.9-0.6	0.05

表2 基准测试函数

Table 2 Benchmarking functions

函数	函数表达式	维度	变量区间	最小值
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
Schwefel	$f_2(x) = \sum_{i=1}^d (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
Step	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	30	$[-100, 100]$	0
Griewank	$f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-100, 100]$	0
Rastrigin	$f_5(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0

本文使用5组基准测试函数主要从收敛速度和收敛精度两个方面进行实验对比测试,并且考虑到由于算法的不稳定性和随机性会引起较大的实验误差,选择将8种算法在5组基准测试函数分别进行30次实验以降低实验误差。各测试函数的收敛对比曲线如图7所示,实验结果如表3所示。

由图7(a)~(e)可得,本文所提算法相对其他7种算法,在收敛速度和收敛精度方面都有很大提升。结合表3所示的实验结果数据可得,在Sphere基准测试函数中,本文所提算法的最小值与DBO的最小值均为0,但其平均值

和方差均低于DBO的值,且优于其余6种算法;在Schwefel基准测试函数中,尽管本文所提算法的最小值略高于DBO的值,但其平均值和方差均低于DBO的值,且优于其余6种算法;在Step基准测试函数中,本文所提算法的最小值、平均值和方差均优于其他7种算法;在Griewank与Rastrigin基准测试函数中,本文所提算法与GWO、DBO、CPO的最小值、平均值和方差均为0,整体性能均优于GA、PSO、DE、SSA。

为了更加直观地评估各算法的性能稳定性和数据离散程度,进一步对8种算法在5个基准测试函数上的均值和标

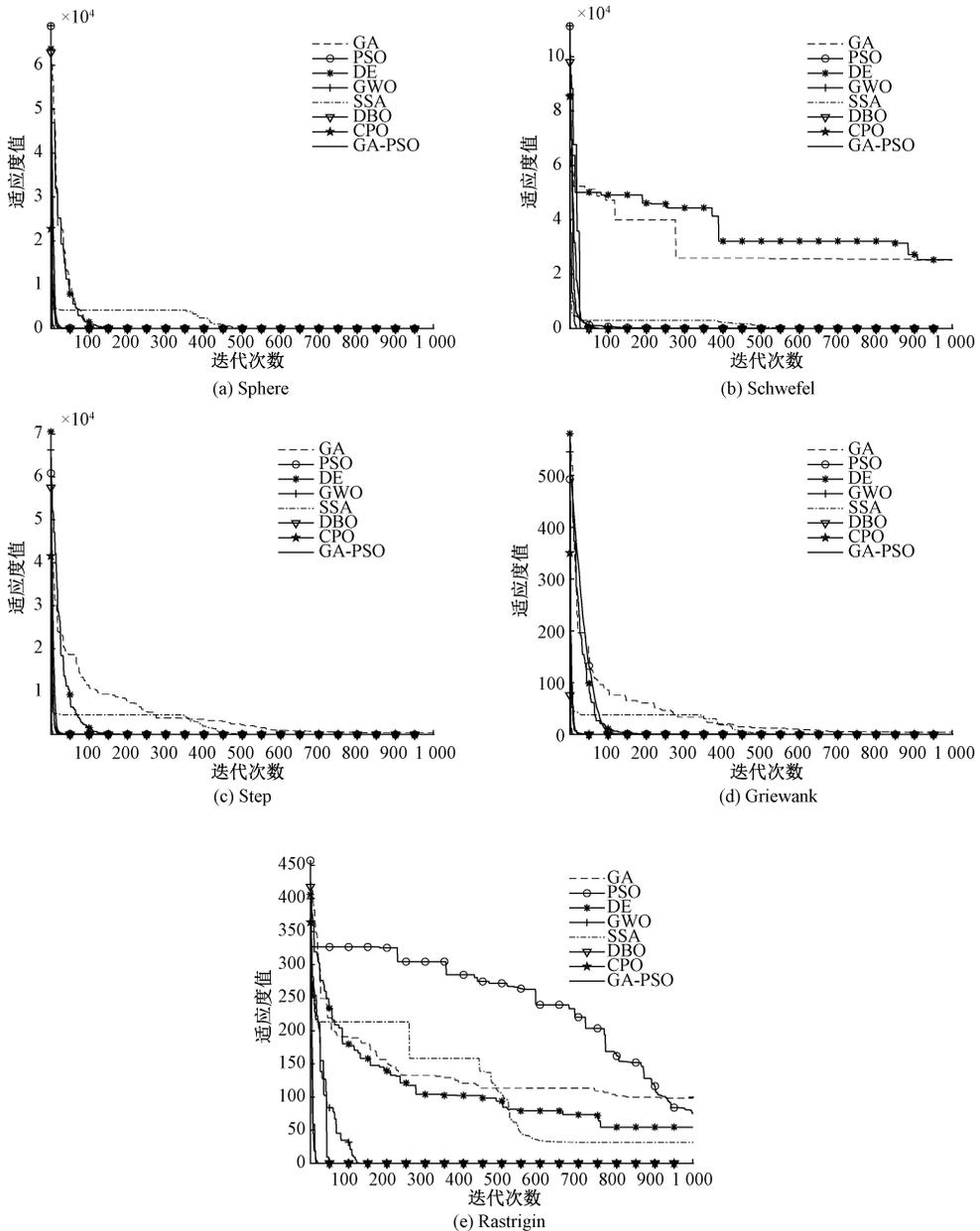


图 7 不同测试函数收敛曲线对比

Fig. 7 Comparison of convergence curves of different test functions

准差通过绘制误差棒图进行可视化分析,结果如图 8 所示。

通过结合图 8(a)~(e)中的误差棒图,可以形象直观地展示出本文所提算法具有良好的稳定性和优越性。因此,可以得出本文所提算法(GA_PSO)的整体性能优于其他 7 种算法。

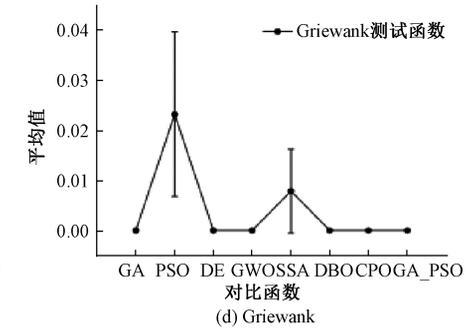
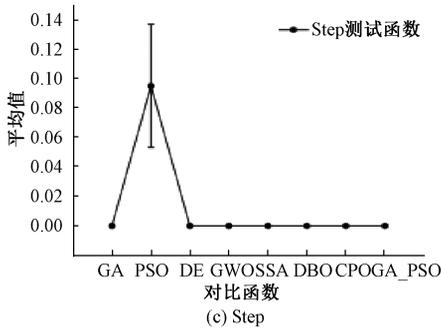
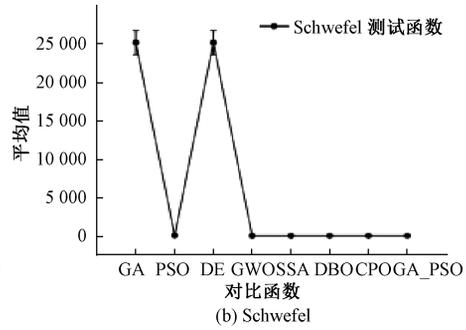
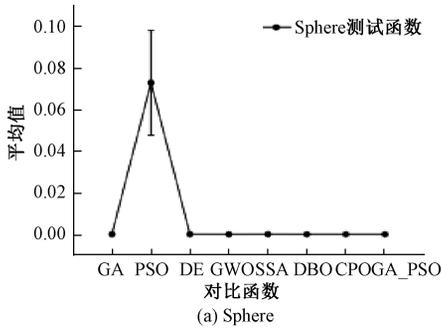
4 实验结果与分析

为了进一步验证本文所提算法的可行性与实用性,采用栅格地图环境进行仿真实验。在该仿真环境中,白色栅格表示可通行的自由空间,黑色栅格表示障碍物区域,机器人被简化为质点模型,可在白色栅格之间自由移动。在

实验中设置起点为地图左下角(圆形标记处),终点为右上角(方形标记处),实验目标是在该包含障碍物的栅格地图环境中,规划出一条从起点到终点的最优路径,以实现路径长度短、运行时间少、路径上节点数少的要求。实验分别在 20×20 和 30×30 的栅格地图中进行,将本文所提算法与 GA、PSO、DE、GWO、SSA、DBO、CPO 同时在栅格地图中进行路径规划仿真实验并对比分析,以评估算法性能。为了保证实验的公平性,所有算法均采用相同的参数设置:粒子数为 20,迭代次数为 100。实验过程中,主要记录各算法的运行时间、路径长度及路径上的节点数 3 个关键性能指标,进而以此来评估算法的路径规划效果。

表3 实验结果数据
Table 3 Experimental results and data

算法	数据	Sphere	Schwefel	Step	Griewank	Rastrigin
GA	最小值	6.61×10^{-12}	2.04×10^4	2.81×10^{-12}	2.70×10^{-11}	5.03×10^1
	平均值	8.53×10^{-12}	2.52×10^4	4.98×10^{-12}	6.60×10^{-02}	5.52×10^1
	方差	2.36×10^{-24}	1.99×10^6	4.36×10^{-24}	4.31×10^{-21}	1.53×10^1
PSO	最小值	5.13×10^{-2}	2.68×10^1	5.24×10^{-2}	1.11×10^{-2}	6.94×10^1
	平均值	7.28×10^{-2}	4.54×10^1	9.55×10^{-2}	2.33×10^{-2}	2.37×10^1
	方差	5.08×10^{-4}	1.48×10^2	1.41×10^{-3}	2.18×10^{-4}	7.52×10^1
DE	最小值	6.61×10^{-12}	2.04×10^4	2.81×10^{-12}	2.70×10^{-11}	5.03×10^1
	平均值	8.53×10^{-12}	2.52×10^4	4.98×10^{-12}	6.60×10^{-2}	5.52×10^1
	方差	2.36×10^{-24}	1.99×10^6	4.35×10^{-24}	4.31×10^{-21}	1.53×10^1
GWO	最小值	4.02×10^{-81}	8.50×10^{-85}	4.94×10^{-6}	0	0
	平均值	2.59×10^{-79}	1.08×10^{-24}	6.21×10^{-6}	0	0
	方差	8.58×10^{-127}	3.52×10^{-48}	9.91×10^{-13}	0	0
SSA	最小值	6.69×10^{-9}	9.53×10^{-1}	5.30×10^{-9}	2.19×10^{-8}	2.79×10^1
	平均值	7.55×10^{-9}	3.11	6.41×10^{-9}	7.88×10^{-3}	3.24×10^1
	方差	4.66×10^{-19}	4.72	9.22×10^{-19}	5.67×10^{-5}	7.87
DBO	最小值	0	0	4.10×10^{-23}	0	0
	平均值	5.12×10^{-76}	2.52×10^{-133}	7.18×10^{-10}	0	0
	方差	1.05×10^{-150}	2.54×10^{-265}	2.06×10^{-18}	0	0
CPO	最小值	3.30×10^{-125}	1.97×10^{-107}	1.19×10^{-12}	0	0
	平均值	2.02×10^{-104}	6.45×10^{-86}	3.09×10^{-12}	0	0
	方差	1.63×10^{-207}	1.27×10^{-170}	2.33×10^{-24}	0	0
GA_PSO	最小值	0	4.71×10^{-195}	3.45×10^{-23}	0	0
	平均值	4.18×10^{-95}	9.18×10^{-175}	6.73×10^{-18}	0	0
	方差	6.82×10^{-189}	0	1.58×10^{-34}	0	0



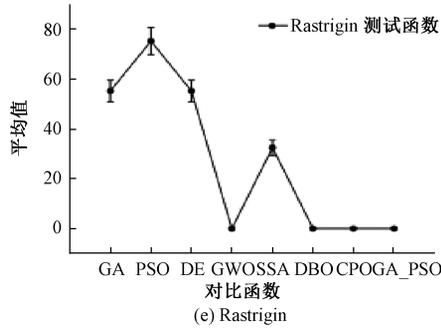


图 8 不同测试函数误差棒图

Fig. 8 Bar chart of error for different test functions

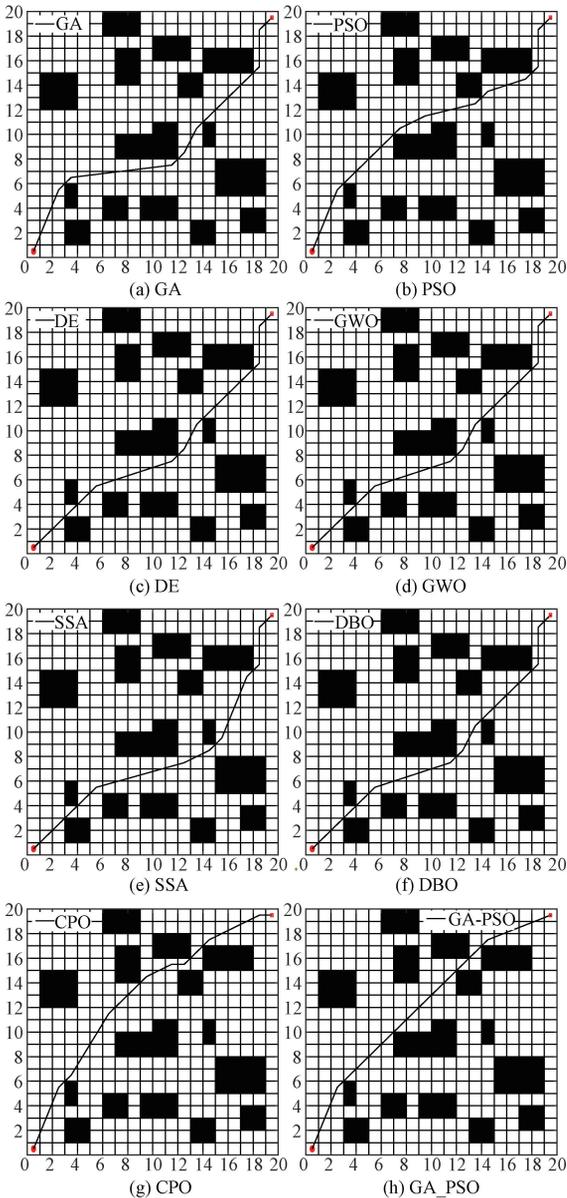


图 9 20×20 栅格地图下各算法路径规划的结果图

Fig. 9 Path planning results of various algorithms on a 20×20 grid map

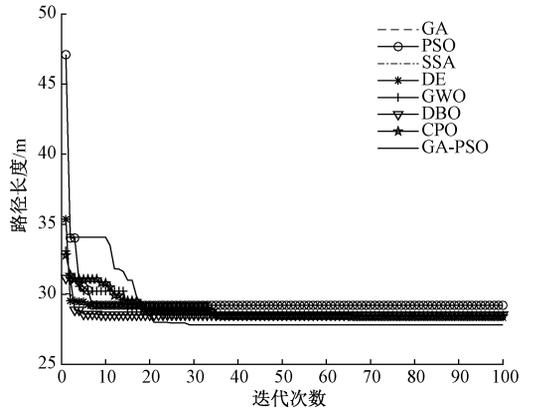


图 10 20×20 栅格地图下各算法的收敛曲线

Fig. 10 Convergence curves of various algorithms on a 20×20 grid map

为了评估各算法在不同规模栅格地图上的路径规划性能,分别在 20×20 的栅格地图环境和 30×30 的栅格地图环境中进行了相应的实验对比。图 9 和图 10 分别为 8 种算法在 20×20 的栅格地图环境中规划的路径结果图和收敛曲线图,各算法实验数据统计如表 4 所示。从图 9 中可以看出,8 种算法均能成功找到终点,但是本文所提算法相对其他 7 种算法,最终所规划的路径表现出长度最短、分布更集中、路径上的节点数最少的特点。

表 4 20×20 栅格地图下不同算法仿真结果

Table 4 Simulation results of different algorithms on a 20×20 grid map

算法	运行时间/s	路径长度/m	路径上节点数
GA	0.503 23	29.997 2	9
PSO	0.268 53	29.220 3	10
DE	0.402 47	28.531 2	8
GWO	0.280 31	28.531 2	8
SSA	0.362 17	29.215 1	9
DBO	0.238 76	28.531 2	8
CPO	0.236 31	28.409 6	10
GA_PSO	0.234 52	27.827 9	4

由表4可得,在20×20的栅格地图环境中,本文所提算法的运行时间为0.23452s,相较于GA、PSO、DE、GWO、SSA、DBO、CPO分别减少了53.40%、12.67%、41.73%、16.33%、35.25%、1.78%、0.76%;路径长度为27.8279m,分别缩短了7.23%、4.77%、2.47%、2.47%、4.75%、2.47%、2.05%;路径上节点数为4,相对其他7种算法也是最少的,所以本文所提算法在路径规划方面均优于其他7种算法。

为了进一步保证算法的实用性以及在相对复杂的环境中的路径规划能力,在30×30的栅格地图环境中进行了相应的仿真实验对比。图11和图12分别为8种算法在30×30的栅格地图环境中规划的路径结果图和收敛曲线图,各算法实验数据统计如表5所示。

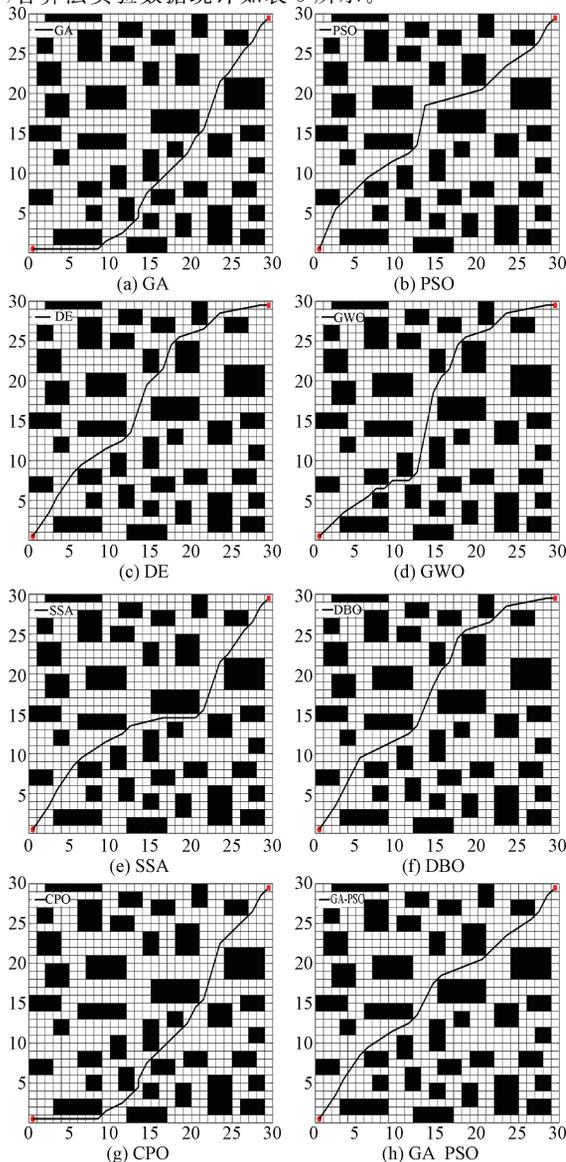


图11 30×30栅格地图下各算法路径规划的结果图

Fig. 11 Path planning results of various algorithms on a 30×30 grid map

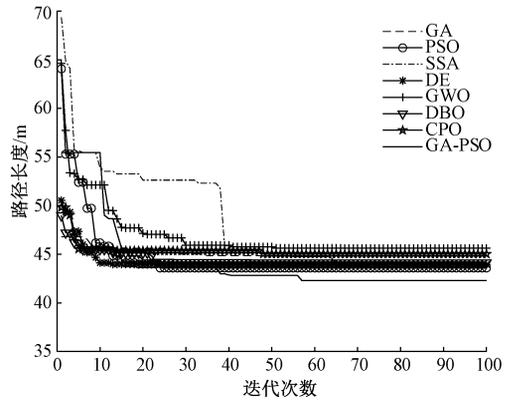


图12 30×30栅格环境下各算法的收敛曲线

Fig. 12 Convergence curves of various algorithms in a 30×30 grid environment

从图11中可以看出,8种算法也均能成功找到终点,并且本文所提算法相对其他7种算法,最终所规划的路径,同样表现出路径长度最短、分布更集中的特点。

由表5可得,在30×30的栅格地图环境中,本文所提算法的运行时间为0.47491s,相较于GA、PSO、DE、GWO、SSA、DBO、CPO分别减少了53.15%、17.27%、9.48%、23.17%、29.84%、5.61%、1.16%;路径长度为42.3014m,分别缩短了5.67%、2.96%、3.72%、7.24%、4.00%、4.16%、6.04%;路径上节点数为13,虽然略高于PSO和DBO的路径上节点数,但运行时间和路径长度均优于PSO和DBO,并且均低于其余5种算法的路径上的节点数。因此,进一步表明了本文所提算法的在路径规划中的可行性、优越性和实用性。

表5 30×30栅格地图下不同算法仿真结果

Table 5 Simulation results of different algorithms on a 30×30 grid map

算法	运行时间/s	路径长度/m	路径上节点数
GA	1.013 60	44.844 9	15
PSO	0.574 06	43.589 7	12
DE	0.524 63	43.936 4	14
GWO	0.618 15	45.605 4	17
SSA	0.676 90	44.063 4	14
DBO	0.503 15	44.137 8	12
CPO	0.480 76	45.023 4	14
GA_PSO	0.474 91	42.301 4	13

5 结 论

针对移动机器人在复杂障碍物环境的路径规划过程中存在的搜索效率低、易陷入局部最优、路径冗余节点过多等问题,本文提出了一种基于遗传算法与粒子群算法融合的路径规划方法。首先,利用改进的遗传算法生成具有

高质量的初始路径种群,为后续粒子群优化算法提供先验搜索导向,增加种群的多样性并加快算法收敛;其次,提出基于适应度变化和迭代进度的双重策略来动态调整交叉概率,同时提出非线性动态递减惯性权重调整方法,用于平衡算法在全局搜索和局部搜索之间的能力;最后,提出基于向量叉积的几何冗余节点判别准则和障碍物安全距离阈值判别方法,有效删除路径中的冗余节点和过渡节点,从而缩短路径长度并提高路径的优化能力。并在 5 个基准测试函数和 2 个不同的栅格地图环境中进行仿真实验以验证算法的优化性能,结果表明,本文所提算法在路径长度、运行时间及路径上节点数与 GA、PSO、DE、GWO、SSA、DBO、CPO 相比均展现出更好的寻优能力,能够为移动机器人在复杂环境下的路径规划提供高效可靠且适用的解决方案。

参考文献

- [1] 白晓兰,周文全,张振朋,等.基于启发式粒子群算法的机器人平滑路径规划[J].组合机床与自动化加工技术,2022(8):44-47,52.
BAI X L, ZHOU W Q, ZHANG ZH P, et al. Smooth path planning for robots based on heuristic particle swarm optimization algorithm [J]. Modern Machine Tool & Automatic Manufacturing Technology, 2022(8): 44-47,52.
- [2] TENG Y X, FENG T P, SONG CH L, et al. Path planning of mobile robot based on dual-layer fuzzy control and improved genetic algorithm [J]. Symmetry, 2025, 17(4): 609.
- [3] LIN SH W, LIU ANG, WANG J G, et al. An improved fault tolerant cultural PSO with probability for multi-AGV path planning [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121510.
- [4] 蔡金思,孙卓,王凯,等.基于差分-灰狼算法的水下航行器路径规划方法[J].舰船科学技术,2024,46(15): 84-88.
CAI J S, SUN ZH, WANG K, et al. A path planning method for underwater vehicles based on difference-gray wolf algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2024, 46(15): 84-88.
- [5] 韩国国,范柄尧.差分进化算法在煤矿井下移动设备路径规划的应用研究[J].中国设备工程,2022(19): 91-92.
HAN G G, FAN B Y. Research on the application of differential evolutionary algorithm in the path planning of mobile equipment in underground coal mine [J]. China Equipment Engineering, 2022(19): 91-92.
- [6] 张天瑞,刘玉亭.基于改进灰狼优化算法的机器人路径规划[J].制造业自动化,2025,47(4):31-39.
ZHANG T R, LIU Y T. Path planning of mobile robot based on improved gray wolf optimization algorithm [J]. Manufacturing Automation, 2025, 47(4): 31-39.
- [7] 孙波,周健康,赵玉清,等.基于改进灰狼优化算法的机器人全局路径规划[J].科学技术与工程,2024,24(33):14287-14297.
SUN B, ZHOU J K, ZHAO Y Q, et al. Global path planning of robot based on improved gray wolf optimization algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(33): 14287-14297.
- [8] 薛阳,倪大斌,卢秋红,等.基于 PGWO 算法的机器人路径规划[J].控制与决策,2025,40(4): 1395-1401.
XUE Y, NI D B, LU Q H, et al. Mobile robot path planning based on PGWO algorithm [J]. Control and Decision Making, 2025, 40(4): 1395-1401.
- [9] 高鹏飞,李涛,夏永康.基于改进麻雀算法的配电房巡检机器人路径规划[J].电子测量技术,2024,47(10): 62-69.
GAO P F, LI T, XIA Y K. Path planning for inspection robots in power distribution rooms based on an improved sparrow algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10): 62-69.
- [10] 王海群,郭庆通,葛超.基于改进麻雀搜索算法的搬运机器人路径规划[J].火力与指挥控制,2024,49(10): 118-127.
WANG H Q, GUO Q T, GE CH. Path planning of handling robot based on improved sparrow search algorithm [J]. Firepower and Command Control, 2024, 49(10): 118-127.
- [11] 王海群,宋国章,晁帅,等.基于螻蛄算法和 DWA 算法的机器人动态路径规划[J].制造技术与机床,2024(12):21-29.
WANG H Q, SONG G ZH, CHAO SH, et al. Dynamic path planning for robots based on dung beetle algorithm and DWA algorithm [J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2024(12): 21-29.
- [12] 王鑫玮,冯锋.基于冠豪猪优化算法的机器人二维路径规划研究[J/OL].物联网技术,1-4 [2025-06-18]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1483.TP.20250221.1655.008>.
WANG X W, FENG F. Research on two-dimensional path planning for robots based on crown porcupine optimization algorithm [J/OL]. Internet of Things Technology, 1-4 [2025-06-18]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1483.TP.20250221.1655.008>.
- [13] 陈丽芳,杨火根,陈智超,等. B 样条技术与遗传算法

- 融合的全局路径规划[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(12): 2520-2530.
- CH L F, YANG H G, CHEN ZH CH, et al. Global path planning integrating B-spline technique and genetic algorithm[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(12): 2520-2530.
- [14] 李艳生, 万勇, 张毅, 等. 基于人工蜂群-自适应遗传算法的仓储机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 282-290.
- LI Y SH, WAN Y, ZHANG Y, et al. Path planning for warehouse robots based on artificial bee colony-adaptive genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 282-290.
- [15] 寿林, 王雷, 蔡劲草, 等. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划研究[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2024, 45(6): 87-93.
- SHOU L, WANG L, CAI J C, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science Edition), 2024, 45(6): 87-93.
- [16] 伍永健, 陈跃东, 陈孟元. 改进 QPSO 和 Morphin 算法下移动机器人混合路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(2): 295-301.
- WU Y J, CHEN Y D, CHEN M Y. Hybrid path planning for mobile robots based on improved QPSO and morphin algorithms[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(2): 295-301.
- [17] 党博宇, 李海燕. 基于改进 PSO 算法的移动机器人最优路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(2): 71-74.
- DANG B Y, LI H Y. Optimal path planning for mobile robots based on improved PSO algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(2): 71-74.
- [18] 夏佳, 郑晏群, 谢秉磊, 等. 基于改进粒子群的智能汽车最优路径规划方法研究[J]. 机械设计与制造, 2025(2): 264-268.
- XIA J, ZHENG Y Q, XIE B L, et al. Research on optimal path planning method for intelligent vehicles based on improved particle swarm optimization [J]. Mechanical Design and Manufacture, 2025(2): 264-268.
- [19] 郝琨, 邓晁硕, 赵璐, 等. 基于区域搜索粒子群算法的机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 126-135.
- HAO K, DENG CH SH, ZHAO L, et al. Robot path planning based on regional search particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 126-135.
- [20] 谢军, 林书钦, 陈月尧, 等. 基于改进遗传算法的钢筋混凝土框架优化设计[J]. 河北建筑工程学院学报, 2024, 42(3): 9-15.
- XIE J, LIN SH Q, CHEN Y Y, et al. Optimal design of reinforced concrete frame based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Hebei University of Civil Engineering and Architecture, 2024, 42(3): 9-15.
- [21] 陈旭东, 杨光永, 徐天奇, 等. 基于多策略融合改进粒子群算法的路径规划研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(2): 44-50.
- CHEN X D, YANG G Y, XU T Q, et al. Research on path planning based on multi-strategy fusion improved particle swarm optimization algorithm[J]. Modern Machine Tool & Automatic Manufacturing Technology, 2024(2): 44-50.

作者简介

焦文博, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制、主动嗅觉、移动机器人路径规划。

E-mail: 2240939978@qq.com

章翔峰(通信作者), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能制造、移动机器人路径规划、故障诊断。

E-mail: xjuzxf@xju.edu.cn

姜宏, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能控制、图像处理、移动机器人路径规划。

E-mail: onlyxjjh@xju.edu.cn

韩文旭, 硕士研究生, 主要研究方向为主动嗅觉、移动机器人路径规划、泄漏源定位。

E-mail: han15288819717@163.com

高博, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制、图像处理、路径规划。

E-mail: 891162447@qq.com