

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108514

基于人工蜂群-自适应遗传算法的仓储机器人路径规划*

李艳生^{1,2}, 万勇¹, 张毅¹, 匡衡阳¹

(1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 2. 重庆重邮信科通信技术有限公司 重庆 400065)

摘要:为了规划出一条更加节能的拣选路径,针对基本遗传算法的性能依赖于初始种群的质量、遗传算子的选择、交叉和变异操作,提出一种适用于仓储机器人路径规划的人工蜂群-自适应遗传算法。首先通过人工蜂群算法初始化种群以增强种群多样性;将路径长度、转弯次数和机器人运行能耗作为适应度函数的评价指标;然后基于三角函数设计自适应策略调整的交叉、变异算子以提高算法的收敛速度。仿真实验表明,在20×20大小的栅格地图中,本文提出的人工蜂群-自适应遗传算法规划的路径能耗比基本遗传算法减少5.22%;而在40×40大小的栅格地图中,本文提出的人工蜂群-自适应遗传算法规划的路径能耗比基本遗传算法减少9.08%。最后实验表明,采用本文提出的人工蜂群-自适应遗传算法规划的能耗减少7.64%,且规划的路径更平滑,更加适用于仓储机器人的路径规划。

关键词: 路径规划;人工蜂群;遗传算法;自适应调整;能耗

中图分类号: TH692.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Path planning for warehouse robot based on the artificial bee colony-adaptive genetic algorithm

Li Yansheng^{1,2}, Wan Yong¹, Zhang Yi¹, Kuang Hengyang¹

(1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Chongqing CYIT Communication Technologies Co., Ltd., Chongqing 400065, China)

Abstract: To plan a more energy-efficient picking path, an artificial bee colony-adaptive genetic algorithm for warehouse robots is proposed. The performance of the basic genetic algorithm is considered, which depends on the quality of the initial population, the selection, crossover, and mutation operations. Firstly, the artificial bee colony algorithm is used to initialize the initial population, which can enhance the diversity of the population. The path length, turn times, and robot running energy consumption are taken as the evaluation indexes of the fitness function. Then, on the basis of crossover and mutation operators designed by adaptive strategic adjustable trigonometric functions, it can improve the convergence speed of the algorithm. Simulation results show that the path energy consumption of the artificial bee colony-adaptive genetic algorithm proposed in this article is 5.22% lower than that of the basic genetic algorithm in the 20×20 grid map. On the 40×40 grid map, the energy consumption of the path planned by the artificial bee colony-adaptive genetic algorithm proposed in this article is 9.08% less than that of the basic genetic algorithm. Finally, experimental results show that the energy consumption of the artificial bee colony-adaptive genetic algorithm is reduced by 7.64%, and the planned path is smoother, which is more suitable for the path planning of warehouse robots.

Keywords: path planning; artificial bee colony; genetic algorithm; adaptive adjustment; energy consumption

0 引言

近年来,伴随着淘宝、京东和拼多多主导的电商业务

的兴起,爆炸式增长的包裹数量对仓储物流系统的作业效率提出了更高的要求。智能仓储优化研究是当前一个热门的研究领域,而仓储机器人拣选路径规划是仓储作优化重要环节,国内外学者常用遗传算法 (genetic

algorithm, GA)等智能算法来求解机器人多个目标点的路径规划的组合优化问题。Mousavi 等^[1]使用粒子群算法结合遗传算法的方式,通过遗传算法对最优粒子的位置进行优化,提高了算法的运行效率。林依凡等^[2]提出一种 RRT 的无碰撞路径规划方法,通过增加碰撞风险评估代价函数来代替碰撞检测环节提高了算法的收敛速度。迟旭等^[3]提出了一种融合动态窗口的 A* 算法实现机器人实时躲避随机障碍物。王功亮等^[4]通过建立基于路径最短和转弯角度的路径优化模型,使得机器人的运动轨迹更加平滑。魏彤等^[5]提出一种结合随机和定向两种搜索方式的改进遗传算法用于机器人路径规划。黄书召等^[6]提出了混合策略的选择算子,并通过交叉算子删除重复路径来扩大种群搜索范围。Hao 等^[7]提出了一种多种群迁移遗传算法,利用种群间的迁移机制取代了选择算子的筛选机制,提高了算法的求解质量。潘伟等^[8]设计了混沌扰动的选择算子,提出一种混沌遗传算法增强算法的全局搜索能力。Luo 等^[9]提出了一种根据概率选择机器人的初始化种群方法,提高了算法的收敛速度。杨立伟等^[10]提出一种多层优化的蚁群算法,通过二次路径优化删除路径上冗余的节点,从而提高了路径的平滑度。李昌华等^[11]提出了一种加入路径平滑因素的元胞遗传算法,算法生成的路径距离短并且路径很平滑。Nazarahari 等^[12]设计了 5 种交叉和变异算子,通过将遗传算法与人工势场法融合的方式规划机器人路径,提高了算法的搜索能力。王雷等^[13]利用人工势场法生成遗传算法的初始种群,并设计了一种自适应调整的交叉以及变异概率算子来提高遗传算法的全局搜索能力。Karami 等^[14]提出的自适应选择算子,通过适应度函数值标准差的反馈信息来更新选择压力,保持个体的多样性,避免局部最优。李志铨等^[15]提出一种可变步长的蚁群算法有效缩短了机器人的路径长度。徐梦颖等^[16]提出一种结合免疫克隆算子的自适应遗传算法有效提升了算法的收敛速度。Hao 等^[17]提出了一种新的考虑了个体交叉概率与迭代次数之间的关系的交叉算子,避免局部最优解。徐力等^[18]提出一种逆转算子的自适应遗传算法,提高了算法寻优的效率。

尽管以上文献对遗传算法的改进取得了不错的进展,但仍然存在一些问题。首先,很少从初始种群质量方面对遗传算法进行改进,无法保证初始种群的多样性。其次,忽视了遗传算法进化初期优良个体不易变化的问题,而选择操作往往只保留种群中适应度最优的个体,使得算法容易陷入局部最优解。最后,在算法应用过程中只考虑了机器人路径是否最短,或者是否平滑,没有将机器人运行能耗纳入路径的评价指标。结合仓储机器人拣选任务的特点,研究机器人如何在有限的能耗内最大限度地完成拣选任务对提高拣选效率具有重大意义。本文

提出一种改进人工蜂群-自适应遗传算法的仓储机器人路径规划方法。首先通过人工蜂群算法初始化种群,提高种群的多样性;然后将路径长度、路径转弯节点数和运行能耗 3 个因子作为路径优劣的考核标准,构建新的目标函数;最后,基于三角函数设计了自适应调整的交叉算子和变异算子,提高遗传算法的收敛速度,实现路径长度、转弯节点和能耗的整体最优。

1 任务描述与环境建模

拣选作业是仓库最重要的操作,拣选的流程为根据订单对货架进行定位,从而得到机器人的拣选点,再根据机器人当前的位置和拣选点的位置利用路径规划算法规划出一条最优的拣选路线,机器人按照规划路径完成拣选任务。本文运用栅格法来构建仓储环境地图模型,如图 1 所示的二维平面栅格区域 E 即为机器人的拣选空间,将栅格区域划分为 $n \times n$ 个大小相同的方形栅格,仓库中的货架用黑色栅格表示,其他为自由栅格。选择栅格地图左下角的第 1 个栅格作为坐标原点,并以水平方向向右为 X 轴的正方向,竖直方向向上为 Y 轴的正方向,按照从左到右,从下至上的顺序,从 1 到 n^2 给每一个栅格进行编号,则栅格编号 i 与坐标 (x_i, y_i) 互为映射关系,如式(1)和(2)所示。

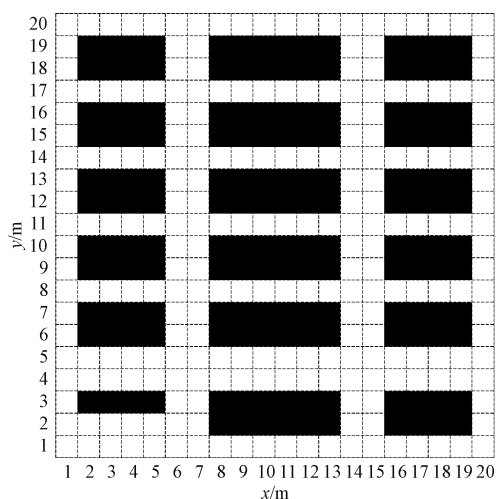


图1 仓库栅格地图

Fig. 1 Warehouse grid map

$$\begin{cases} x_i = \text{mod}(i - 1, n) + 0.5 \\ y_i = \text{ceil}(i, n) - 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

$$p_i = (x_i + 0.5) + (y_i - 0.5) \times n \quad (2)$$

式中: mod 表示求余运算; ceil 代表向上取整运算; n 为每行栅格数量。式(1)将栅格编号转换为地图坐标,通过式(2)将地图坐标转化为栅格编号。

2 改进人工蜂群-自适应遗传算法

2.1 编码方式

本文采用整数编码方式对染色体进行编码。染色体中的基因作为机器人的拣货路径上的节点,对应于栅格地图中的栅格序号。某一条可行路径可以表示为:(S 2 13 35 66 G),S 为起始点位置,G 为目标点位置。

2.2 种群初始化

1) 人工蜂群算法

人工蜂群 (artificial bee colony, ABC) 算法是 Karaboga 在蜂群觅食行为的启发下,提出的一种新型群智能优化算法^[19]。ABC 算法将蜂群分为引领蜂、跟随蜂和侦查蜂 3 类,3 种蜜蜂在采蜜过程中相互协作以及共享蜜源浓度信息实现最优蜜源搜索^[20]。ABC 算法的工作过程如下:

(1) 蜜峰位置初始化。蜂群规模大小为 N , D 为生存维度,蜂群以式(3)所示的随机的方式生成蜜源。

$$x_{ij} = x_j^{\min} + \xi \times (x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (3)$$

式中: $i \in [1, N]$ 为蜂蜜编号; x_{ij} 表示蜜源位置, $j \in [1, D]$ 为生存维度; $x_j^{\max}$ 和 $x_j^{\min}$ 分别为维度 j 的上下界; ξ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

(2) 引领蜂蜜源搜索阶段。如式(4)所示,对于蜜源 i ,引领蜂随机选择另外一个蜜源 $k (k \neq i)$, 采用交叉搜索的方式搜索蜜源。

$$x_j = \begin{cases} x_j^{\max}, & x_{ij} + \xi \times (x_{ij} - x_{kj}) > x_j^{\max} \\ x_j^{\min}, & x_{ij} + \xi \times (x_{ij} - x_{kj}) < x_j^{\min} \\ x_{ij} + \xi \times (x_{ij} - x_{kj}), & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $j \in [1, D]$ 为生存维度; $x_j^{\max}$ 和 $x_j^{\min}$ 分别为维度 j 的上下界, ξ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; x_{ij} 为引领蜂搜索到的新蜜源位置; x_{kj} 为原蜜源位置。

(3) 跟随蜂蜜源选择阶段。跟随蜂按照引领蜂摇摆舞所传递的蜜源浓度的大小选择引领蜂,蜜源浓度如式(5)所示。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^{N_B} fit_j} \quad (5)$$

式中: P_i 为引领蜂被选概率; N_B 为引领蜂数量; fit_i 为第 i 只引领蜂所在位置的蜜源浓度。

(4) 侦查蜂搜索阶段。当引领蜂或跟随蜂在某一蜜源附近搜索次数累计达到设定次数 $Limit$ 时,则按照式(3)随机产生新的蜜源代替它,接下来返回引领蜂和跟随蜂搜索过程,重复循环直至找到最优解。

2) 生成初始种群

在遗传算法中,最常用的就是随机生成初始种群的方法。若初始种群质量不好,而交叉、变异产生新个体的概率低,导致基本遗传算法存在收敛速度不够快,出现未成熟就收敛等问题。本文为了增加种群的多样性,提高算法初始种群的质量,通过人工蜂群算法产生初始种群。蜂群的生存维度 $D = 2$,机器人的起始位置以及目标点位置的坐标决定维度 j 的上界 $x_j^{\max}$ 和下界 $x_j^{\min}$ 。人工蜂群算法搜索的蜜源通过式(2)映射为遗传算法中每一条染色体,而染色体中的基因作为机器人拣货路径上的节点,它对应于栅格地图中的栅格序号。仓储机器人适用于连续的工作环境,而人工蜂群算法生成的是一系列非连续的起始位置与目标点之间的路径节点,需要用插入算子修补间断路径。未修补的间断路径存在穿越障碍物或者从多个障碍物之间穿过等情形的无效路径。而在蜂群搜索蜜源过程中需要一直修补间断路径,在修补路径的过程中有可能会闭合环路等问题,这也是本文不直接采用人工蜂群算法求解仓储机器人路径规划的原因之一。但是借助人工蜂群算法良好的全局随机搜索能力来生成遗传算法的初代种群,不仅能够提升遗传算法的初始种群质量,还能加快算法的收敛速度。

插入算子先按照式(6)判断两相邻路径节点 p_k 和 p_{k+1} 的连续性,如果不连续按平均值法插入自由栅格,重复上述插入过程,直到将整条路径转化为连续路径,若附近均为障碍栅格,找不到插入点则舍弃该条路径。

$$\Delta = \max(abs(x_{k+1} - x_k), abs(y_{k+1} - y_k)) \quad (6)$$

式中: $(x_k, y_k), (x_{k+1}, y_{k+1})$ 为相邻两栅格 p_k 和 p_{k+1} , 若 $\Delta = 1$, 则 p_k 和 p_{k+1} 连续,否则按照式(7)平均值法插入自由栅格 (x'_k, y'_k) 。

$$\begin{cases} x'_k = \text{int}\left(\frac{1}{2}(x_k + x_{k+1})\right) \\ y'_k = \text{int}\left(\frac{1}{2}(y_k + y_{k+1})\right) \end{cases} \quad (7)$$

2.3 适应度函数

通常以路径总长度的倒数作为适应度函数的评判标准,而影响机器人拣选效率有路径总长度、转弯次数和运行能耗等因素。在规划拣选路径时,如果仅仅考虑路径总长度可能会造成转弯次数过多和能耗过高等问题。本文选用的拣选机器人为采用两轮差速驱动的圆形 AGV,为了规划出一条路径长度较短、转弯次数较少以及能耗较低的 AGV 拣货路径,本文以路径长度、转弯节点数以及路径能耗作为评价指标,建立如式(8)所示的适应度函数,不考虑机器人的启动和停止过程中的能耗,假设机器人直线运动状态下的速度恒定为 v_{Robot} , 转弯时速度为

ηv_{Robot}

$$fit = \frac{a}{path_{length}} + \frac{b}{node_{num}} + \frac{c}{f_p \times (path_{length} + \eta \times angle \times r) / v_{Robot}} \quad (8)$$

式中: $path_{length}$ 表示路径长度; $node_{num}$ 作为路径的转弯节点数; f_p 为机器人电机功率, η 是转弯能耗效率, 本文设置 $\eta = 0.8$; $angle$ 为路径累计转弯角度, r 机器人转弯半径; $a + b + c = 1$ 为权重因子。

2.4 自适应策略调整的交叉、变异算子

在基本遗传算法整个进化过程中, 交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 是保持不变的, 如果算法初期设置较大的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m , 便能够快速筛选掉种群中适应度差的个体^[13]。但是在种群进化的后期, 没有新的个体生成, 个体适应度函数值趋向于平均值, 固定的 P_c 和 P_m 可能会把较优个体破坏, 使得算法趋向于随机搜索, 导致算法收敛速度慢。因此, 本文提出一种如式(9)和(10)所示的自适应策略调整的交叉算子和变异算子。依据种群迭代过程中个体的适应度函数值, 利用三角函数对交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 动态地进行非线性调整。采用较低的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m , 将适应度值高于种群平均适应度的精英个体保留下来; 相反地, 采用较高的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 产生新个体, 从而将低于种群平均适应度的个体淘汰。

$$P_c = \begin{cases} P'_c + (P_{c_{\max}} - P'_c) \times \cos\left(\frac{f_{avg} - f'}{f_{avg} - f_{\min}} \times \frac{\pi}{2}\right), & f' < f_{avg} \\ P'_c - (P'_c - P_{c_{\min}}) \times \sin\left(\frac{f' - f_{avg}}{f_{\max} - f_{avg}} \times \frac{\pi}{2}\right), & f' \geq f_{avg} \end{cases} \quad (9)$$

$$P_m = \begin{cases} P'_m + (P_{m_{\max}} - P'_m) \times \cos\left(\frac{f_{avg} - f}{f_{avg} - f_{\min}} \times \frac{\pi}{2}\right), & f < f_{avg} \\ P'_m - (P'_m - P_{m_{\min}}) \times \sin\left(\frac{f - f_{avg}}{f_{\max} - f_{avg}} \times \frac{\pi}{2}\right), & f \geq f_{avg} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $P_{c_{\max}}$ 和 $P_{c_{\min}}$ 分别表示交叉概率的上限和下限, $P_{m_{\max}}$ 和 $P_{m_{\min}}$ 分别表示变异概率的上限和下限; 分别用 $f_{\max}$ 和 $f_{\min}$ 表示当前群体适应度的最大值和最小值; f_{avg} 为每代群体适应度的平均值, f' 为交叉的两个个体中较大的适应度值, f 为要变异个体的适应度值; P'_c 和 P'_m 分别为交叉概率参数和变异概率参数。

本文改进的人工蜂群-自适应遗传算法 (artificial bee colony-adaptive genetic algorithm, ABC-AGA) 分为 ABC 生成初始种群阶段和 AGA 寻优阶段。首先, ABC 算法按照式(3)以起始点与目标位置作为蜂群分生存维度的上下界, 随机生成 N 个蜜源, 每一个蜜源表示一条可行的拣货路径。然后, 跟随蜂根据式(8)所示的蜜源浓度信息选择蜜源。接着, 引领蜂按照式(4)所示的方式交叉搜索新的蜜源。当蜜源搜索达到限定的次数之后进入 AGA

寻优阶段, ABC 搜索的蜜源作为 AGA 的初始种群。AGA 以式(8)计算个体的适应度值选择保留个体, 并通过式(9)和式(10)基于三角函数所设计的自适应调整的交叉算子和变异算子进行交叉与变异操作, 最终输出一条长度较短、转弯次数较少以及能耗较低的路径。

3 仿真实验与分析

为了验证本文所提出的人工蜂群-自适应遗传算法的正确性和有效性, 使用两轮差速驱动半径 $r = 0.5$ m, 驱动总功率 120 W 的圆形 AGV, 在 Windows 10 系统, AMD R7 5800H 处理器, 16 GB 内存的计算机上, 通过 MATLAB2016b 软件分别在图 2(a) 所示的 20×20 栅格地图以及图 2(b) 所示的 40×40 栅格地图进行仿真实验, 从路径长度、转弯节点数、迭代次数以及路径能耗 4 个方面分别与基本遗传算法以及改进的自适应遗传算法进行对比分析。基本遗传算法 GA 的相关参数设置如下: 种群大小 $N = 200$, 最大进化代数 $G = 400$, 交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.1$ 。自适应遗传算法 AGA 的参数设置为: 种群大小 $N = 200$, 最大进化代数 $G = 400$, 交叉概率的上限 $P_{c_{\max}} = 0.9$, 下限 $P_{c_{\min}} = 0.4$, 变异概率的上限 $P_{m_{\max}} = 0.1$, 下限 $P_{m_{\min}} = 0.01$, 交叉概率参数 $P'_c = 0.6$, 变异概率参数 $P'_m = 0.05$, $\eta = 0.8$, 权重系数 $a = 0.6$, $b = c = 0.2$ 。本文提出的人工蜂群-自适应遗传算法 ABC-AGA 的参数如下: 引领蜂数量 $N_B = 200$, 跟随蜂 $N_O = 200$, 蜂群最大迭代次数 $MaxIter = 100$, 蜜源最大循环次数 $Limit = 60$, 其他参数与 AGA 设置相同。

使用基本遗传算法 (GA)、改进的自适应遗传算法 (AGA) 以及改进的人工蜂群-自适应遗传算法 (ABC-AGA) 分别在图 2(a) 20×20 大小的栅格地图重复运算 20 次。图 3、4 和 5 以及表 1 所示的是 20×20 大小的栅格地图中, 3 种算法规划的路径对比结果。可以很显然地发现, GA 算法迭代 163 次才收敛, 并陷入了局部最优解, AGA 算法相比 GA 迭代次数减少 40.49%, 而 AGB-AGA 相比 GA 迭代次数减少 70.55%, 采用本文基于三角函数所设计的自适应调整的交叉算子和变异算子显著地提高了算法的收敛速度, 并且有效地避免了算法陷入局部最优解。在路径的转弯节点数方面, ABC-AGA 算法搜索的路径转弯节点数最少, 明显比 GA 和 AGA 的路径要平滑。至于路径能耗方面, GA 规划的路径能耗大幅度高于其他两种算法。与 GA 相比, AGA 的能耗降低 3.44%, 而 ABC-AGA 相比 GA 降低了 5.22%。在路径长度方面, GA 算法寻优的路径最短, 仅仅 32.727 9 m, 而 AGA 算法的路径长度比 GA 长了 3.58%, 同时, AGA 算法比 ABC-AGA 的路径长度长了 1.76%, 可以看出 ABC-AGA 算法的全局寻优能力比 AGA 算法强, 这也验证了最短的路径

不一定能耗是最低的,而仓储机器人需要避免频繁充电问题,在有限的能耗内实现机器人最大化地完成拣货任务也是一种优化方向。

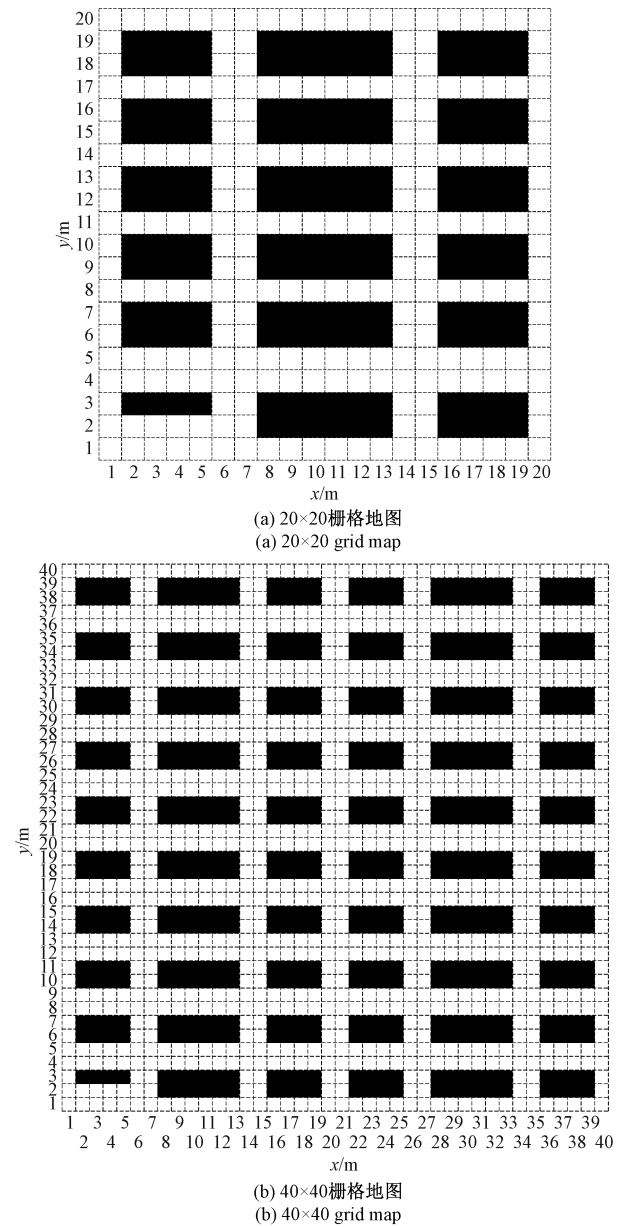


图 2 仿真实验栅格地图

Fig. 2 Grid map of simulation experiments

表 1 20×20 栅格地图实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results of 20×20 grid map

算法	路径长度/m	转弯节点	迭代次数	路径能耗/J
GA	32. 727 9	16	163	4 530. 563 4
AGA	33. 899 4	10	97	4 374. 636 1
(ABC-AGA)	33. 313 7	6	48	4 294. 134 1

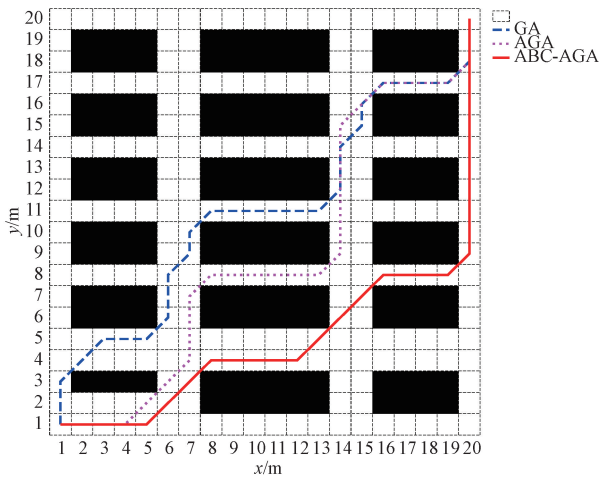


图 3 20×20 栅格地图 GA、AGA 以及 ABC-AGA 规划的路径对比

Fig. 3 Comparison of paths planned by GA, AGA and ABC-AGA on 20×20 grid map

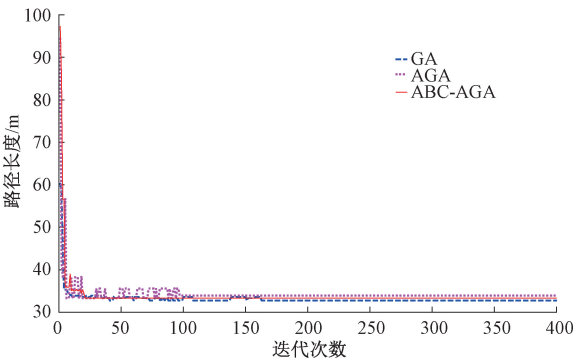


图 4 20×20 栅格地图 GA、AGA 以及 ABC-AGA 路径长度对比

Fig. 4 Comparison of path lengths of GA, AGA and ABC-AGA on 20×20 grid map

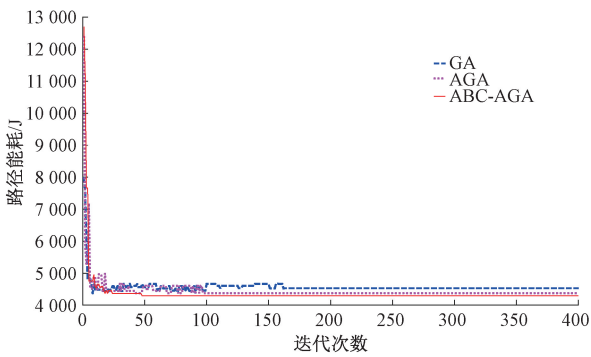


图 5 20×20 栅格地图 GA、AGA 以及 ABC-AGA 路径能耗对比

Fig. 5 Comparison of energy consumption of GA, AGA and ABC-AGA paths on 20×20 grid map

图 6 和表 2 展示的是 ABC-AGA 与 AGA 的初始种群质量对比结果,ABC 算法搜索的初始种群个体适应度的值基本上涵盖了 AGA 随机生成的种群,并且种群已经呈现收敛地趋势,ABC-AGA 的初始种群个体适应度的方差为 0.001 2,而 AGA 初始种群的方差为 0.000 5,从图 6 中也可以直接看出,引入了 ABC 算法的 ABA-AGA 的初始种群多样性更高,更容易搜索到全局最优解。

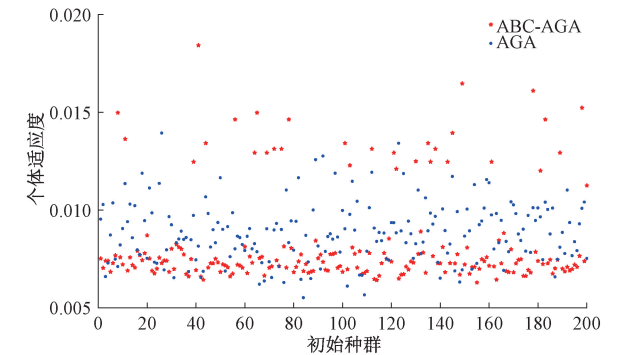


图 6 20×20 栅格地图 ABC-AGA 与 AGA 初始种群对比

Fig. 6 Initial populations of ABC-AGA compared with AGA in a 20×20 grid map

表 2 20×20 栅格地图 ABC-AGA 与 AGA 初始种群质量对比

Table 2 Comparison of initial population quality between ABC-AGA and AGA for 20×20 grid map

算法	最大值	最小值	均值	方差
AGA	0.013 9	0.005 5	0.008 8	0.000 5
ABC-AGA	0.018 4	0.006 3	0.008 3	0.001 2

为了进一步验证本文所提出改进遗传算法的有效性,分别在图 2(b)中 40×40 大小的栅格地图使用 GA、AGA 以及 ABC-AGA 重复运算 20 次的实验仿真结果如图 7、8 和 9 以及表 3 所示。尽管地图更大了,3 种算法都能生成有效的路径,很明显,GA 算法又陷入了局部最优解,而改进的 AGA 算法进化 181 代就已经收敛,相比 GA 迭代次数减少 35.36%,而 AGB-AGA 收敛速度更快,迭代 77 次就已经收敛,相比 GA 迭代次数减少 72.50%,本文设计的交叉和变异算子能有效提高算法的求解速度,同时搜索得到全局最优解。在路径的转弯节点数方面,ABC-AGA 和 AGA 算法搜索的路径转弯节点数不相上下,明显比 GA 的路径要平滑,AGA 相比 GA 路径的转弯节点数减少了 63.16%,而 ABC-AGA 减少了 68.42%。至于路径能耗方面,同样还是 GA 规划的路径能耗大幅高于其他两种算法,AGA 相比 GA 能耗降低 7.50%,而 ABC-AGA 相比 GA 降低了 9.08%。在路径长度方面,GA 算法求解的路径长度最短,仅仅 65.112 7 m,而 AGA 算法的路径比 GA 长了 2.70%,同时 AGA 算法比 ABC-AGA

的路径长度长了 0.88%,再一次验证了 ABC-AGA 优异的全局搜索能力。

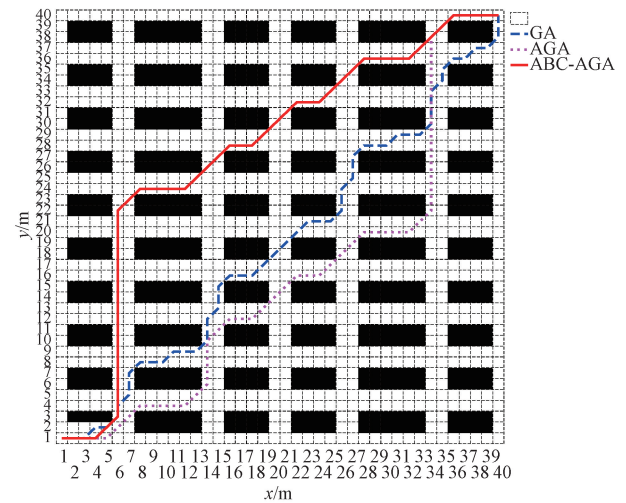


图 7 40×40 栅格地图 GA、AGA 以及 ABC-AGA 规划的路径对比

Fig. 7 Comparison of paths planned by GA, AGA and ABC-AGA on 40×40 grid map

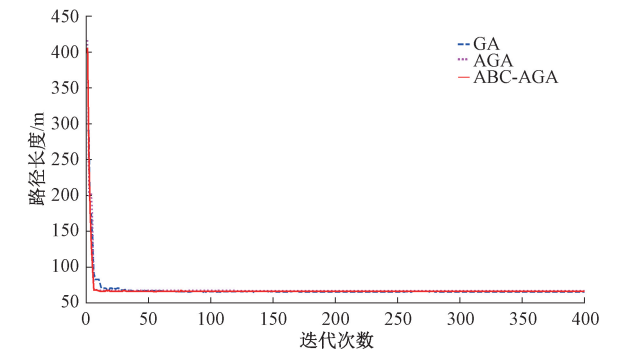


图 8 40×40 栅格地图 GA、AGA 以及 ABC-AGA 路径长度对比

Fig. 8 Comparison of path lengths of GA, AGA and ABC-AGA on 40×40 grid map

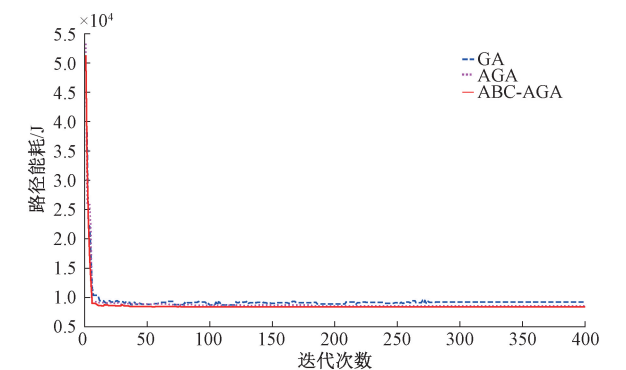


图 9 40×40 栅格地图 GA、AGA 以及 ABC-AGA 路径能耗对比

Fig. 9 Comparison of energy consumption of GA, AGA and ABC-AGA paths on 40×40 grid map

表 3 40×40 栅格地图实验结果对比

Table 3 Comparison of experimental results of 40×40 grid map

算法	路径长度/m	转弯节点	迭代次数	路径能耗/J
GA	65.112 7	38	280	9 246.090 1
AGA	66.870 1	14	181	8 552.194 5
ABC-AGA	66.284 8	12	77	8 406.494 3

通过图 10 和表 4 中所展示的 ABC-AGA 与 AGA 的初始种群质量来看,ABC 算法搜索的初始种群个体适应度值的范围广,ABC-AGA 的初始种群个体适应度的方差为 4.08×10^{-5} ,而 AGA 的方差为 1.97×10^{-5} ,从图 10 中也可以直接看出,引入了 ABC 算法的 ABA-AGA 的初始种群多样性更高,且种群中精英个体优势明显,有利于提高算法收敛能力和全局搜索能力。

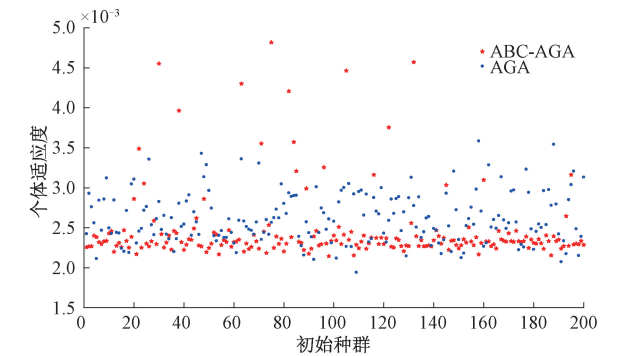


图 10 40×40 栅格地图 ABC-AGA 与 AGA 初始种群对比

Fig. 10 Initial populations of ABC-AGA compared with AGA in a 40×40 grid map

表 4 40×40 栅格地图 ABC-AGA 与 AGA 初始种群质量对比

Table 4 Comparison of initial population quality between ABC-AGA and AGA for 40×40 grid map

算法	最大值	最小值	均值	方差
AGA	0.003 6	0.001 9	0.002 6	1.97×10^{-5}
ABC-AGA	0.004 8	0.002 1	0.002 5	4.08×10^{-5}

上述实验证明了本文改进的 AGA 算法能够提高 GA 算法的收敛速度,能以更少的迭代次数规划出更平滑,且能耗更低的路径。将 ABC 算法与 AGA 结合能够进一步提高算法的初始种群质量,从而提升算法的收敛速度和全局搜索能力,快速地规划出更平滑,且能耗更低的拣货路径,适用于大批量重复任务的仓储机器人路径规划。

4 实验验证

为了进一步验证本文提出的人工蜂群-自适应遗传算法的优越性,在实验室搭建如图 11 所示的 4 m×3 m 大小的实验环境,将遗传算法、改进的自适应遗传算法和改进的人工蜂群-自适应遗传算法分别应用到图 11 中的 Turtlebot 机器人底盘上,代替原来“move_base”中的全局路径规划算法。通过 Rplidar-A2 使用 Gmapping 和 AMCL 完成地图构建,设置相同的起点和目标点,遗传算法、改进的自适应遗传算法和改进的人工蜂群-自适应遗传算法 3 种算法规划的路径如图 12 所示。

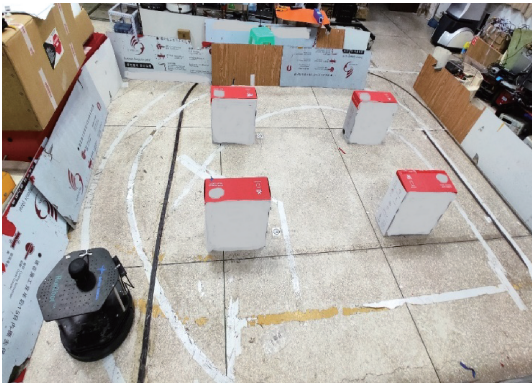
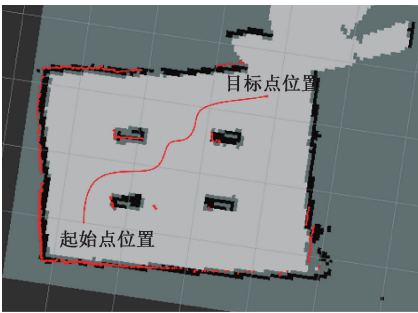
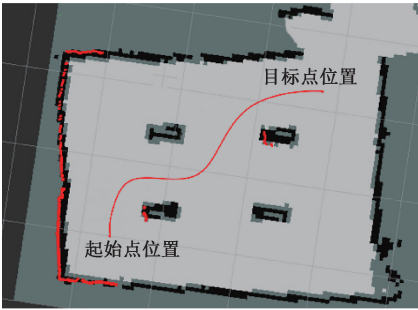


图 11 4 m×3 m 地图

Fig. 11 4 m×3 m experimental map



(a) GA规划的路径
(a) Path planned by GA



(b) ABC-AGA规划的路径
(b) Path planned by ABC-AGA

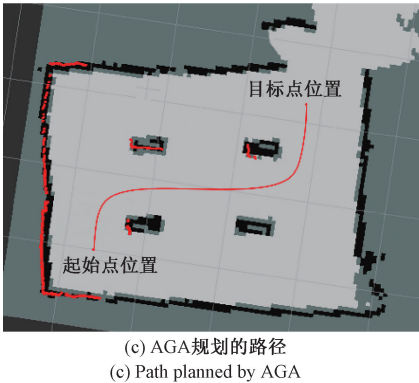


图 12 4 m×3 m 地图 GA、AGA 以及 ABC-AGA 规划的路径对比

Fig. 12 Comparison of paths planned by GA, AGA and ABC-AGA on 4 m×3 m map

由图 12 和表 5 可以看出,AGA 算法的路径比 GA 长了 11.89%,能耗降低了 1.83%,相比之下,虽然 ABC-AGA 算法比 GA 规划的路径稍微长 3.55%,但是 ABC-AGA 算法的路径更平滑,并且相应的能耗降低了 7.64%,证明了 ABC-AGA 算法能规划出一条更加有效的路径。

表 5 4 m×3 m 地图实验结果对比

Table 5 Comparison of experimental results of 4 m×3 m map

算法	路径长度/m	转弯节点	路径能耗/J
GA	4.326 5	5	745.374 7
AGA	4.841 1	2	731.728 4
ABC-AGA	4.480 3	3	688.432 4

5 结 论

针对基本遗传算法的性能依赖于初始种群质量、遗传算子的选择、交叉和变异操作,在求解机器人路径规划时存在收敛速度慢、并且容易陷入局部最优等缺点,提出一种应用于仓储机器人路径规划的人工蜂群-自适应遗传算法。通过人工蜂群算法初始化种群以增强种群多样性;并结合实际引用环境,将路径长度、转弯次数和机器人运行能耗作为适应度函数的 3 个评价指标;然后基于三角函数设计自适应策略调整的交叉、变异算子,提高算法的收敛速度;最后实验表明,在不同环境地图中,本文提出的人工蜂群-自适应遗传算法规划的路径更平滑,能耗更少,有助于改善仓储机器人频繁充电问题,更加适用于大批量、重复任务的仓储机器人路径规划。

参考文献

[1] MOUSAVI M, YAP H J, MUSA S N, et al. Multi-objective AGV scheduling in an FMS using a hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization [J]. PLoS ONE, 2017, 12(3): e0169817.

[2] 林依凡,陈彦杰,何炳蔚,等. 无碰撞检测 RRT* 的移动机器人运动规划方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 257-267.

LIN Y F, CHEN Y J, HE B W, et al. Non-collision RRT* algorithm for mobile robot motion planning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 257-267.

[3] 迟旭,李花,费继友. 基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.

CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42 (3): 132-140.

[4] 王功亮,王好臣,李振雨,等. 基于优化遗传算法的移动机器人路径规划 [J]. 机床与液压, 2019, 47(3): 37-40,100.

WANG G L, WANG H CH, LI ZH Y, et al. Path planning for mobile robots based on optimized genetic algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(3): 37-40,100.

[5] 魏彤,龙琛. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(4): 703-711.

WEI T, LONG CH. Path planning for mobile robot based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(4): 703-711.

[6] 黄书召,田军委,乔路,等. 基于改进遗传算法的无人机路径规划 [J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 390-397.

HUANG SH ZH, TIAN J W, QIAO L, et al. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(2): 390-397.

[7] HAO K, ZHAO J, YU K, et al. Path planning of mobile robots based on a multi-population migration genetic algorithm[J]. Sensors, 2020, 20(20): 5873-5873.

[8] 潘伟,丁立超,黄枫,等. 基于混沌“微变异”自适应遗传算法 [J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 2042-2048.

PAN W, DING L CH, HUANG F, et al. Adaptive

- genetic algorithm based on chaos "micro variation" [J]. Control and Decision, 2021, 36(8): 2042-2048.
- [9] LUO X, QIAN Q, FU Y F. Improved genetic algorithm for solving flexible job shop scheduling problem [J]. Procedia Computer Science, 2020, 166: 480-485.
- [10] 杨立伟, 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.
- YANG L W, FU L X, WANG Q, et al. Multi-layer optimal and ant colony algorithm for mobile robots path planning study [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 10-18.
- [11] 李昌华, 石如雪, 李智杰, 等. 基于元胞遗传算法的机器人路径规划研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(1): 184-188.
- LI CH H, SHI R X, LI ZH J, et al. Research on path planning based on cellular genetic algorithm [J]. Computer Measurement & Control, 2021, 29(1): 184-188.
- [12] NAZARAHARI M, KHANMIRZA E, DOOSTIE S. Multi-objective multi-robot path planning in continuous environment using an enhanced genetic algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2019, 115: 106-120.
- [13] 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.
- WANG L, LI M. Application of improved adaptive genetic algorithm in mobile robot path planning [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2017, 41(5): 627-633.
- [14] KARAMI A H, HASANZADEH M. An adaptive genetic algorithm for robot motion planning in 2D complex environments [J]. Computers and Electrical Engineering, 2015, 43: 317-329.
- [15] 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.
- LI ZH K, HUANG Y Q, XU Y Q. Path planning of mobile robot based on improved variable step size ant colony algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 15-21.
- [16] 徐梦颖, 王娇娇, 刘宝, 等. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2021, 39(3): 391-396.
- XU M Y, WANG J J, LIU B, et al. Path planning for robot based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Shihezi University (Natural Science), 2021, 39(3): 391-396.
- [17] HAO K, ZHAO J L, WANG B B, et al. The application of an adaptive genetic algorithm based on collision detection in path planning of mobile robots [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021(5): 1-20.
- [18] 徐力, 刘云华, 王启富. 自适应遗传算法在机器人路径规划的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(18): 36-41.
- XU L, LIU Y H, WANG Q F. Application of adaptive genetic algorithm in robot path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(18): 36-41.
- [19] 魏锋涛, 岳明娟, 郑建明. 基于改进邻域搜索策略的人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2019, 34(5): 965-972.
- WEI F T, YUE M J, ZHENG J M. Artificial bee colony algorithm based on improved neighborhood search strategy [J]. Control and Decision, 2019, 34(5): 965-972.
- [20] 雷德明, 杨海. 求解多目标不相关并行机调度问题的多群体人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(5): 1174-1182.
- LEI D M, YANG H. Multi-colony artificial bee colony algorithm for multi-objective unrelated parallel machine scheduling problem [J]. Control and Decision, 2022, 37(5): 1174-1182.

作者简介



李艳生(通信作者), 分别在2009年和2016年于北京邮电大学获得学士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为机器人和智能制造技术。

E-mail: liyansheng@cqupt.edu.cn

Li Yansheng (Corresponding author)

received his B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Beijing University of Posts and Telecommunications in 2009 and 2016, respectively. He is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include robotics and intelligent manufacturing technology.



万勇, 2019年于湖南工程学院获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为多机器人协作与任务调度等。

E-mail: S192131026@stu.cqupt.edu.cn

Wan Yong received his B.Sc. degree from Hunan Institute of Engineering in 2019. He is currently a master student at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include multi-robot collaboration and task scheduling, etc.