[自控·检测]
DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2021.02.011

多移动机器人3阶段解耦路径规划

唐铭伟，宋栓军

（西安工程大学 机电工程学院，陕西 西安 710613）

摘 要:针对多移动机器人集群在路径决策时任务执行时间过长、容易陷入死锁等问题,课题组提出了一种3阶段解耦路径规划方法。利用栅格法建立二维环境模型,首先以传统蚁群算法为基础,引入参数自适应机制和路径指引函数,提高算法的收敛速度;其次将多机器人集群路径规划分为3个阶段,提前预判出冲突路段,减少机器人的等待时间和绕行距离;最后利用MATLAB软件进行仿真实验。仿真结果表明:使用改进后的蚁群算法进行路径规划最优路径长度减少了5.5%,算法的收敛速度提升了近50%;在不同的栅格环境下,可以有效地预测和消解多机器人间的冲突。该研究为多机器人的路径规划提供了一种新的方法。

关 键 词:机器人集群;路径冲突;路径规划;MATLAB仿真;蚁群算法

中图分类号:TP242.6;TH165 **文献标志码**:A **文章编号**:1005-2895(2021)02-0062-06

Three Stage Decoupling Path Planning Method for Multiple Mobile Robots

TANG Mingwei ,SONG Shuanjun

(School of Mechanical Engineering,Xi′an Polytechnic University,Xi′an 710613,China)

Abstract:A three-stage decoupling path planning method was proposed to solve the problems of long task execution time and deadlock in multi mobile robot cluster. Two-dimensional environment model was established by grid method. Firstly, based on the traditional ant colony algorithm, the parameter adaptive mechanism and the path guide function were introduced to improve the convergence speed of the algorithm; secondly, the multi robot cluster path planning was divided into three stages to predict the conflict section in advance and reduce the waiting and detour time of the robot. Finally, the simulation experiment was carried out by MATLAB software. The results show that the optimal path length is reduced by 5.5% and the convergence speed of the algorithm is increased by nearly 50% by using the improved ant colony algorithm for path planning. In different grid environments, the conflict between multi robots can be effectively predicted and resolved, which provides a new idea and method for multi robot path planning.

Keywords:robot cluster;path conflict;path planning;MATLAB simulation;ant colony algorithm

多机器人集群作业系统正在逐渐取代单机器人作业系统[1]。与单机器人相比,多机器人集群作业时,各机器人之间可以协调配合,从而提升工作效率[2-3]。但是在多机器人集群系统中,机器人若在安全时间内到达同一节点,则会发生路径冲突、系统死锁等情况。因此,如何合理地解决这些问题,是当前机器人领域的一个重要研究方向[4]。

NAZARAHARI等[5]通过对遗传算法进行改进,在算法中添加碰撞消除算子,用以消除机器人之间可能发生的碰撞;但是该方法局限于障碍物较少的简单环境中,对于障碍物较多的复杂环境则不适用。张丹露等[6]利用A*算法结合交通规则的方法,解决了机器人间的交通拥堵问题,实现多机器人的协同路径规划;但是其地图局限性较大,地图中的可行道路必须是直行的单向通道。曹其新等[7]提出了一种基于保留区域的多机器人路径规划方法,避免了路径规划时各机器人间路径高度耦合的问题;但是该方法中各机器人需要共享位置信息,导致多机器人集群系统计算量增

收稿日期:2020-08-12;**修回日期**:2020-12-10

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(61701384)。

第一作者简介:唐铭伟(1995),男,陕西安康人,硕士研究生,主要研究方向为移动机器人路径规划。E-mail:821246614@qq.com

大。晁永生等[8]利用改进的 A * 算法,减少了搜索的时间,提高了系统的寻路效率。余娜娜等[9]以工作完成时间最小为目标,制定了各机器人的优先级;但是由于各机器人的独立性较强,使用该方法寻路容易出现局部最优情况。基于此,课题组提出一种 3 阶段多机器人解耦路径规划法:①利用改进传统蚁群算法,为各机器人在静态环境下快速规划出一条无碰撞初始路径[10];②对规划出的初始路径进行冲突检查;③利用不同的避碰策略消解冲突,从而在消除冲突的前提下为系统输出一组较优的路径组合。

1 模型构建

1.1 环境建模

为保证环境模型构建的简洁性与连续性,课题组采用栅格法进行环境建模[11-12]。白色栅格表示自由栅格,黑色栅格表示障碍物[13]。建立二维坐标系,对栅格按照从上至下、从左至右的顺序进行编号[14],同时对机器人的运行环境进行如下处理:

1) 将障碍物轮廓扩大,扩大范围为机器人的半径大小,在移动过程中机器人可以视为 1 个质点。对障碍物进行模糊化处理时,对于不满 1 个栅格的障碍物按 1 个障碍物处理。

2) 环境地图由 $N*N$ 个栅格构成,设置阈值时间 ΔT,规定在该时段内不同的机器人不能到达同一栅格节点。

环境模型如图 1 所示,各栅格节点在坐标系中都有相对应的序号,取其中心点坐标为该节点的坐标。由图 1 可知,当栅格边长取值为 1,栅格序号与坐标可用公式(1)进行转换:

$$\left.\begin{aligned} x_i &= a\times(\mathrm{mod}\ (I,N)-0.5);\\ y_i &= a\times(N+0.5-\mathrm{ceil}\ (I,N))。\end{aligned}\right\} \tag{1}$$

式中:ceil 为取整函数,mod 为取余函数,a 为栅格边长,I 为栅格序号。

1.2 模型构建

在多机器人集群路径规划的数学模型中,需满足连续约束、安全约束、避碰约束和终止约束[15]。机器人 R_i 的路径由一组栅格坐标组成,即 $L_i=[(x_i(1),y_i(1)),(x_i(2),y_i(2)),\cdots,(x_i(n),y_i(n))]$。系统工作时间取决于集群中工作时间最长的机器人,即:

$$\left.\begin{aligned} f(T) &= \max(t_1,t_2,\cdots,t_n);\\ t_i &= \frac{\sum_{k=1}^{n}\sqrt{(x_i(k)-x_i(k-1))^2+(y_i(k)-y_i(k-1))^2}}{v_i}+\delta\cdot\Delta T。\end{aligned}\right\} \tag{2}$$

式中:v_i 为机器人 R_i 的移动速度,δ 为暂停的次数。

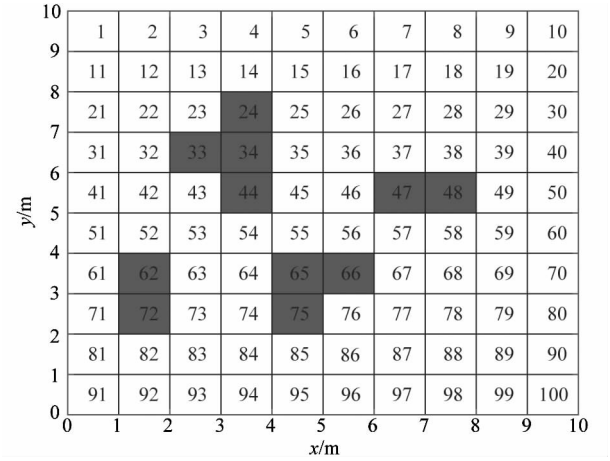

图 1 栅格地图

Figure 1 Grid map

1.3 算法设计

当前机器人路径规划算法主要有 2 类:启发式算法(Dijkstra 算法、A * 算法等)和仿生算法(遗传算法、粒子群算法等)[16]。采用蚁群算法对机器人进行全局路径规划。针对传统蚁群算法存在收敛速度过慢、随机性较强等问题,课题组提出 2 项优化措施。

1.3.1 参数优化

在传统蚁群算法中,信息启发因子 α、期望启发因子 β、信息素挥发系数 ρ、蚂蚁数量 m 等都是非常重要的参数,其值通常取为固定值。但是在实际应用过程中,在不同时段,参数对于算法的影响也不同。为了加快算法的收敛速度,提高寻路效率,这里分别对 α 和 β 进行动态化处理,如公式(3)~(4)所示:

$$\alpha=\begin{cases} A+\sqrt{\dfrac{N_c}{k}}\cdot C, N_c\leqslant\dfrac{k}{2};\\ B-\sqrt{\dfrac{N_c}{k}}\cdot C, N_c>\dfrac{k}{2}。\end{cases} \tag{3}$$

$$\beta=\begin{cases} D-\sqrt{\dfrac{N_c}{k}}\cdot F, N_c\leqslant\dfrac{k}{2};\\ E+\sqrt{\dfrac{N_c}{k}}\cdot F, N_c>\dfrac{k}{2}。\end{cases} \tag{4}$$

式中:A,B,C,D,E 和 F 为常数,N_c 为当前迭代次数,k 为总迭代次数。

在蚂蚁寻路过程中,信息素强度 Q 也起到至关重要的作用。取值越大,算法的收敛速度越快,但是会导致蚂蚁寻路的空间减小,容易陷入局部最优;取值过低,算法前期的正反馈效果不明显,使得寻路效果不佳。因此对参数 Q 进行自适应处理,即:

$$Q=Q_0+\frac{L_B-L_b}{L_B}\cdot\lambda。 \tag{5}$$

式中：Q_0 为初始信息素强度，L_b 为本次迭代最优路径，L_B 为之前所有迭代中的最优路径，λ 为调整参数。

1.3.2　修改启发函数

传统蚁群算法采用从当前节点 i 到下一节点 j 之间距离的倒数作为启发函数 η_{ij}。但是在栅格环境中，蚂蚁在寻路时，由于正反馈作用不明显，容易陷入局部最优。针对这种情况，引入路径指导函数，如公式(6)所示：

$$f=\frac{1}{d_{jG}}。\tag{6}$$

式中 d_{jG} 为下一可选节点 j 与目标点 G 之间的距离。

新的启发函数为

$$\eta=\frac{1}{d_{ij}\cdot d_{jG}}。\tag{7}$$

在路径指导函数的作用下，可以加快算法的收敛速度，为机器人快速地规划出较优的全局路径。

2　多机器人冲突预判与消解

2.1　冲突检查

多机器人系统 R 为各机器人规划出初始路径组 $L_C=[L_{c_1},L_{c_2},\cdots,L_{c_n}]$，每条路径均为一组节点坐标的集合。若 R_i 的初始路径 L_{c_i} 与其他机器人的初始路径节点集合的交集为空，则机器人 R_i 可以按照该初始路径安全移动；若该路径的坐标集合与其他机器人的初始路径的坐标集合的交集不为空，表示该初始路径与其他机器人的初始路径存在交叉点，此时需要对其进行安全判断，判断方法如下：

$$\left|\frac{d_{S_iW_{i,j}(k)}}{v_i}-\frac{d_{S_jW_{i,j}(k)}}{v_j}\right|\geqslant\Delta T。\tag{8}$$

式中 $d_{S_iW_{i,j}(k)}$ 为 R_i 沿初始路径从起始点 S_i 至交叉点 $W_{i,j}(k)$ 的距离。

若满足该公式，表示二者沿着初始路径移动时，不会在安全时间内到达该交叉点 $W_{i,j}$，不会发生路径冲突，称该交叉点为伪冲突点 $M_{i,j}$。若不满足该公式，表示二者将会发生路径冲突，需要进行路径协调。

机器人 R_i 与其他机器人的初始路径的交叉点集合为 $W_i=W_{i,1}\cup W_{i,2}\cup\cdots\cup W_{i,n}$，依次对 W_i 中的交叉节点进行安全判断；判断完成之后，将不会发生路径冲突的伪冲突节点集合 M_i 从 W_i 中去除，得到机器人 R_i 与其他机器人的路径冲突节点集合 $Z_i=(Z_{i,1},Z_{i,2},\cdots,Z_{i,n})$。

2.2　冲突消解

设机器人 R_i 与机器人 R_j 之间存在冲突点 $Z_{i,j}(k)$，比较二者到达冲突节点所需的时间，采取“先到先行，后到协调”的原则确定需要进行路径协调的机器人。若二者同时到达冲突节点，则随机选择一个机器人进行路径协调。文中采用 2 种协调策略：

1）暂停策略

对机器人 R_i 进行新的安全判定，判断公式为

$$\left|\frac{d_{S_iM_i(k)}}{v_i}+\Delta T-\frac{d_{S_jM_i(k)}}{v_j}\right|\geqslant\Delta T。\tag{9}$$

若满足公式(9)，表示机器人 R_i 采用该策略可以消解冲突，且不会产生新的冲突点。则令 R_i 在移动之前，在起始点处暂停 ΔT 后，再沿初始路径移动；若不满足该公式，则采用策略 2)。

2）更新策略

机器人 R_i 将冲突节点 Z_i 视为障碍物栅格，系统重新为其规划出一条从起始点至目标点的路径，再与其他机器人的路径进行安全判断。若不会产生新的冲突节点，则令 R_i 沿着新规划的路径移动；若产生新的冲突节点，则将新的冲突点视为障碍物栅格，重新对 R_i 进行全局路径规划。

分别使用上述 2 种方法进行路径协调，比较二者所需时间，选择时耗较少的方法进行路径协调。

3　实验结果与分析

3.1　改进蚁群算法的实验与分析

为了验证改进蚁群算法的高效性，使用 MATLAB 软件进行实验仿真。在相同的环境下，分别使用改进的蚁群算法和传统蚁群算法(ACO)进行路径规划。参数选择如表 1 所示，寻得最优路径如图 2 所示(图中 S 表示起始点，G 表示目标点)，算法收敛曲线如图 3 所示，实验结果数据如表 2 所示。

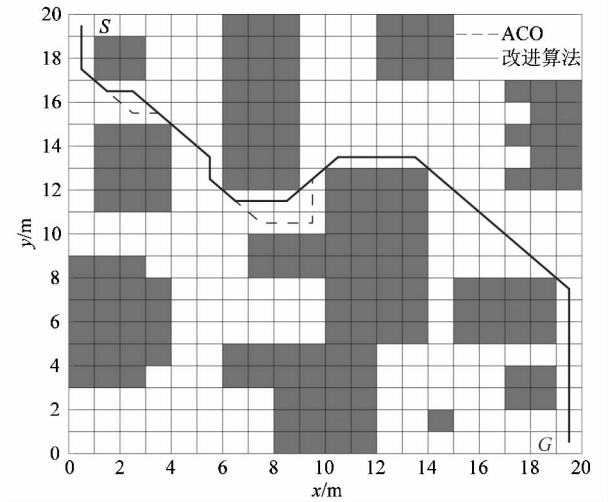

图 2　最优路径对比

Figure 2　Comparison of optimal paths

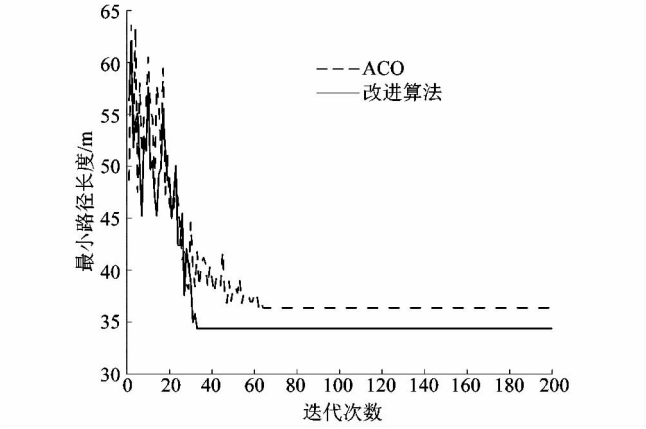

图3　收敛曲线对比

Figure 3　Comparison of convergence curves

表1　算法参数选择

Table 1　Selection of algorithm parameters

方法	m/个	N_c	α	β	ρ	Q
AOC	50	200	1	7	0.3	400
改进算法	50	200	(1,3)	(7,9)	0.3	(100,700)

表2　仿真结果数据

Table 2　Simulation result data

方法	最优路径/m	最大路径/m	平均路径/m	最小收敛代数	最大收敛代数	平均收敛代数
AOC	36.38	38.80	36.67	64	77	71
改进算法	34.38	36.97	35.56	31	47	39

由表2可知,使用改进后的算法,在收敛速度和路径长度方面,较传统蚁群算法都有了显著的提升,能够较快地获得算法的最优解,证明了改进算法的可靠性,为多机器人集群系统的路径规划打下了良好的基础。

3.2　多机器人路径规划

为验证先前所提出的路径协调方法的有效性,使用MATLAB软件进行实验仿真,设栅格边长为1 m,各机器人移动速度均为1 m/s,安全时间 $\Delta T=1.5$ s,移动机器人数量为3个,分别进行2组不同的实验。

在实验1中,机器人集群的初始路径和协调路径分别如图4~5所示,实验结果数据如表3所示。

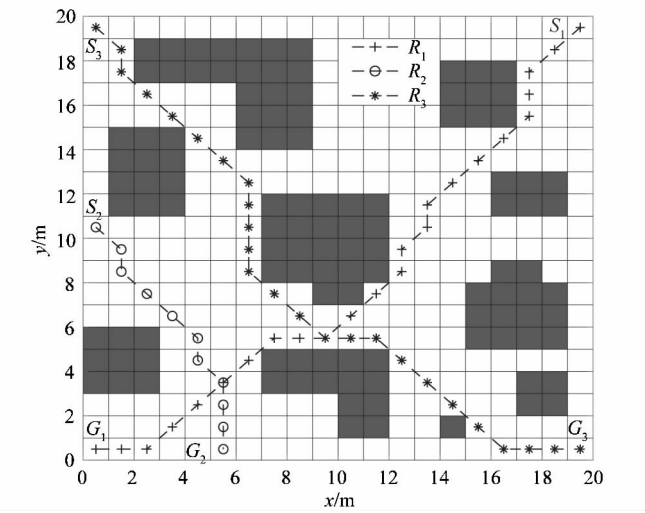

图4　20*20环境下初始路径规划

Figure 4　Initial path planning in 20*20 environment

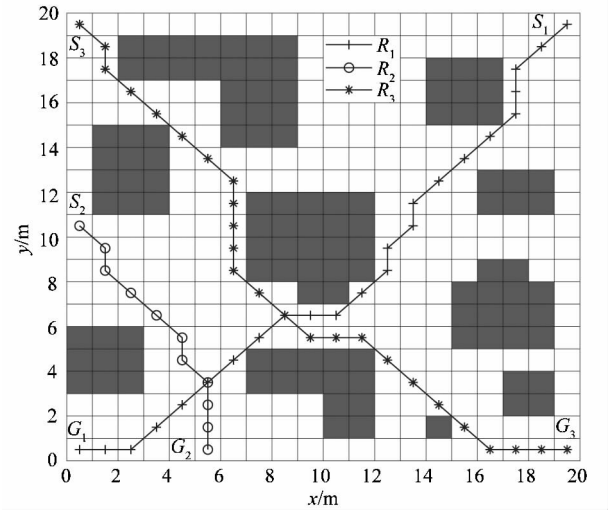

图5　20*20环境下协调路径规划

Figure 5　Coordinated path planning in 20*20 environment

表3　实验1数据结果

Table 3　Experiment 1 data results

移动机器人	起始点坐标	目标点坐标	初始路径长度/m	实际路径长度/m	冲突节点坐标	暂停次数
R_1	(19.5,19.5)	(0.5,0.5)	29.21	29.21	(9.5,5.5)	0
R_2	(0.5,10.5)	(5.5,0.5)	12.07	12.07		0
R_3	(0.5,19.5)	(19.5,0.5)	29.80	29.80	(9.5,5.5)	0

由表3可知,为保证各机器人能够安全到达目标点,对 R_1 使用更新策略,R_2,R_3 沿原路径移动。协调后 R_1 的路径长度不变,与 R_3 产生了新的交叉点 $W'_{1,3}$(8.5,6.5),系统计算出二者到达该点时间差值 $\Delta t=2.41\ \text{s}>\Delta T$,故在实际移动过程中,二者不会在安全时间内到达该点。在本次实验中,多机器人集群实际运行时间为29.80 s。

在实验2中,机器人集群的初始路径和协调路径

分别如图 6 ~7 所示,实验结果数据如表 4 所示。

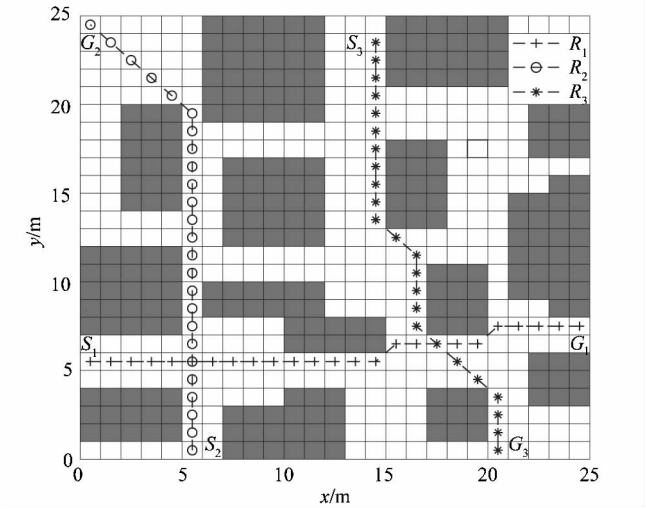

图 6　25 * 25 环境下初始路径规划

Figure 6　Initial path planning in 25 * 25 environment

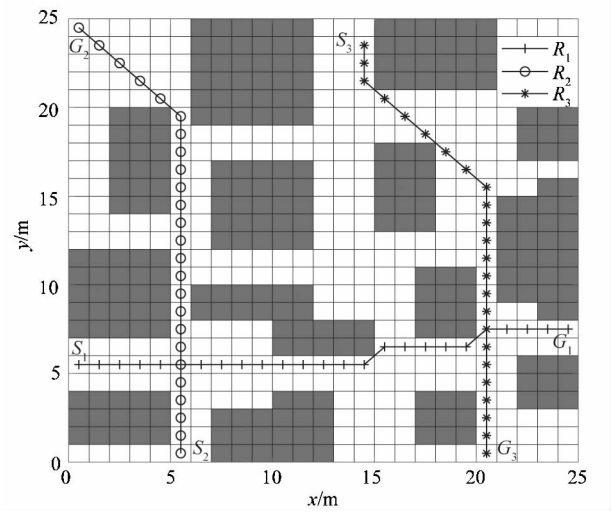

图 7　25 * 25 环境下协调路径规划

Figure 7　Coordinated path planning in 25 * 25 environment

表 4　实验 2 数据结果

Table 4　Experiment 2 data results

移动机器人	起始点坐标	目标点坐标	初始路径长度/m	实际路径长度/m	冲突节点坐标	暂停次数
R_1	(0.5,5.5)	(24.5,7.5)	24.83	24.83	(5.5,5.5);(17.5,6.5)	0
R_2	(5.5,0.5)	(0.5,24.5)	26.07	26.07	(5.5,5.5)	1
R_3	(14.5,23.5)	(20.5,0.5)	25.49	25.49	(17.5,6.5)	0

由表 4 可知,为保证各机器人能够安全到达目标点,对 R_2 使用暂停策略,R_3 使用更新策略,R_1 沿初始路径移动。协调后各机器人路径长度不变,R_3 在协调后的路径中产生新的交叉点 $W'_{1,3}(20.5,7.5)$,系统计算出 R_1 与 R_3 到达该点时间差值 $\Delta t = 2.34\ \mathrm{s} > \Delta T$,故在实际移动过程中,二者不会在安全时间内到达该点。在本次实验中,多机器人集群实际运行时间为 27.57 s。

4　结论

针对多机器人的路径规划问题,课题组提出一种具有前瞻性的 3 阶段解耦路径规划法:首先,利用改进传统蚁群算法在静态环境下快速规划出一条无碰撞初始路径;然后,对初始路径进行冲突检查;最后,利用不同的避碰策略消解冲突从而输出一组较优的路径组合。利用 MATLAB 软件进行了仿真实验,实验结果表明:

1) 改进后的蚁群算法大大提高了算法的收敛速度,可以快速地为机器人规划出一条较优的无碰路径。

2) 课题组所提出的路径协调策略可以有效地检测和消解多机器人之间的路径冲突问题,减少了机器人绕行距离和等待时间,保证了多机器人集群系统的运行效率和可靠性。

课题组所提出的路径规划方法还存在一定的局现性,优化目标较为单一,今后将考虑多个目标进行优化,同时考虑工作环境中存在动态障碍物的情况,提高机器人工作的安全性。

参考文献:

[1] 周润,龙伟,李炎炎,等. 面向绿色再制造系统的 AGV 路径规划研究[J]. 四川大学学报(自然科学版),2019,56(5):883 - 889.

[2] 王伟嘉,郑雅婷,林国政,等. 集群机器人研究综述[J]. 机器人,2020,42(2):232.

[3] 刘彩霞. 基于模糊推理技术 PSO 算法的机器人路径规划研究[J]. 机电工程,2019,36(4):445 - 450.

[4] 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.

[5] HAN Zengliang, WANG Dongqing, LIU Feng, et al. Multi-AGV path planning with double-path constraints by using an improved genetic algorithm[J]. PLOS ONE,2017,12(7):0181747.

[6] 张丹露,孙小勇,傅顺,等. 智能仓库中的多机器人协同路径规划方法[J]. 计算机集成制造系统,2018,24(2):410 - 418.

[7] 曹其新,黄先群,朱笑笑,等. 基于保留区域的分布式多机器人路径规划[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2018,46(12):71 - 76.

(下转第 73 页)