

## 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用

孙波, 姜平, 周根荣, 卢易天

南通大学 电气工程学院, 江苏 南通 226019

**摘要:**提出了一种应用于机器人路径规划的改进自适应遗传算法。在遗传算法的选择操作中引入模拟退火思想, 以此来提高算法的全局搜索能力; 对交叉、变异算子自调整策略进行改进, 以提高算法的收敛速度; 将规划出的路径做平滑优化处理, 并根据路径与障碍物间的距离进行不同速度段的划分; 在适应度函数中加入安全行驶速度和转弯次数等多个规划指标, 使规划出的路径更加安全高效。仿真实验表明, 改进后的算法实现效率好、安全可靠, 规划出的路径也更加符合实际情况。

**关键词:**路径规划; 改进遗传算法; 模拟退火; 自调整策略; 平滑处理; 多指标规划

**文献标志码:**A **中图分类号:**TP242 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1903-0387

孙波, 姜平, 周根荣, 等. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 162-168.  
SUN Bo, JIANG Ping, ZHOU Genrong, et al. Application of improved genetic algorithm in path planning of mobile robots. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(17): 162-168.

### Application of Improved Genetic Algorithm in Path Planning of Mobile Robots

SUN Bo, JIANG Ping, ZHOU Genrong, LU Yitian

School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong, Jiangsu 226019, China

**Abstract:** An improved adaptive genetic algorithm for robot path planning is proposed. Firstly, the simulated annealing idea is introduced in the selection operation of genetic algorithm to improve the global search ability of the algorithm. Secondly, the crossover and mutation operator self-adjustment strategy is improved to improve the convergence speed of the algorithm. Then, the planned path is smoothed and optimized, and different speed segments are divided according to the distance between the path and the obstacle. Finally, multiple planning indicators such as safe driving speed and turning times are added to the fitness function to make the planned path safer and more efficient. Simulation experiments show that the improved algorithm has good implementation efficiency, high security and reliability, and the planned path is more in line with the actual situation.

**Key words:** path planning; improved genetic algorithm; simulated annealing; self-adjusting strategy; smooth processing; multi-indicator planning

### 1 引言

路径规划是指基于某些指定的性能参数(如路径长度、规划时间、路径曲折度等)指标, 在具体环境中, 从起始点到目标点搜索一条可行的最优或次优路径<sup>[1]</sup>。常用的路径规划算法有以下几类: 第一类是基于图论的遍历算法, 如Dijkstra及其改进算法<sup>[2-3]</sup>; 第二类是传统的启发式搜索算法, 如A\*及其改进算法<sup>[4-5]</sup>; 第三类是基于人工

智能的优化算法, 如蚁群算法<sup>[6-8]</sup>、蝙蝠算法<sup>[9]</sup>、人工势场法<sup>[10-11]</sup>和遗传算法<sup>[12-18]</sup>等。近几年遗传算法在路径规划方面得到广泛的应用, 由于基本遗传算法存在收敛速度慢、易陷入局部最优等缺点, 不少学者对此进行了一些改进, 并取得了一定的研究成果。如文献[13]对交叉、变异算子进行相关改进, 提高了算法的进化能力; 文献[14]提出了一种基于种群规模变化的自适应变异策

**基金项目:**南通市应用基础研究—工业创新项目(No.GY12017018)。

**作者简介:**孙波(1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为智能控制与优化设计; 姜平(1962—), 通讯作者, 男, 教授, 硕士生导师, 主要研究领域为检测与传感技术、智能控制技术等, E-mail: jiang.p@ntu.edu.cn; 周根荣(1971—), 男, 副教授, 主要研究领域为嵌入式系统工程与自动控制技术; 卢易天(1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为机器人与智能控制。

**收稿日期:**2019-03-26 **修回日期:**2019-05-28 **文章编号:**1002-8331(2019)17-0162-07

**CNKI网络出版:**2019-06-03, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20190530.1022.018.html>

略,提高了算法的求解质量;文献[15]提出了一种多次随机交叉法来维持种群的多样性,提高了算法寻找全局最优解的概率;文献[16]提出了一种基于障碍物的路径搜索方法,有效地缩小了算法的搜索空间;文献[17]提出了一种基于节点适应度的局部搜索策略,通过建立节点选择概率与节点适应度的正相关关系,有效提高了算法的局部搜索能力;文献[18]提出了一种将人工势场法与遗传算法相结合的混合路径规划方法,利用五个定制的交叉和变异算子来改善初始路径,提高了算法的搜索能力。尽管以上的创新对遗传算法的改进取得了不错的进展,但仍存在以下问题:首先是没有从种群的选择方式上对遗传算法加以改进,无法保证种群个体的多样性;其次是忽略了自适应遗传算法进化初期优良个体不易变化的问题,加大了算法陷入局部最优的可能性;最后是没有考虑到机器人在靠近障碍物时的安全性问题,增加障碍物对机器人的安全性威胁。

结合移动机器人路径规划的特点,提出了一种改进的自适应遗传算法,在遗传算法的选择操作中引入模拟退火思想,并结合交叉、变异算子自调整策略,使得种群中的个体具有较大的差异性,不仅提高了算法的收敛速度,还可以让算法更好地跳出局部最优解。此外,为了提高机器人的移动效率,减少其转弯次数,对规划出来的路径进行平滑优化处理;为了减少机器人与障碍物间的碰撞几率,根据路径与障碍物间的距离对路径进行不同速度段的划分;然后将安全行驶速度和转弯次数作为规划指标加入到适应度函数中。最后的仿真结果表明,本文算法在机器人路径规划方面的应用是可行、有效的,算法不仅提高了路径解的搜索质量和搜索效率,还使得规划出的路径更加安全高效,符合实际。

## 2 路径规划算法

### 2.1 环境模型的建立

在进行移动机器人路径规划前,首先要对其运行环境进行合理的地图建模。由于栅格地图具有简单有效、易于实现等特点,故采用栅格法对移动机器人的运行空间进行环境建模,通过比较障碍物尺寸和机器人运行空间的大小来确定栅格数的大小和数目。图1为本文所采用的地图模型,其中 $S, 2, 3, \dots, 99, G$ 等称为栅格节点,白色栅格表示机器人可以通过的区域,黑色栅格表示运行环境中的障碍物位置, $S$ 为起始点位置, $G$ 为目标点位置。为方便实验的开展,假设地图和障碍物的边界都是在考虑机器人安全距离的情况下建立的,因此机器人可以在栅格地图中看作一个质点。

### 2.2 编码方式

在路径规划中,遗传算法的染色体为一条自起始点到目标点的可行路径。为更好地表示机器人的路径信息,采用变长度的符号编码方式对染色体进行编码,染

10	91	92	93	94	95	96	97	98	99	G
9				83	84			87	88	89
8	71			73	74	75	76	77	78	
7	61			63	64	65		67	68	
6	51	52	53	54				57	58	
5	41	42	43					47	48	49
4	31	32	33	34	35	36	37		39	40
3	21	22			25	26		28	29	
2	11	12			15	16		18	19	20
1	S	2			5	6	7	8	9	10
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

图1 移动机器人路径规划地图模型

色体中的每个基因对应地图模型中的栅格序号,为确保路径的可行性和高效性,规定染色体中不允许出现障碍序号和重复序号。如图1中,一条可行路径可以表示为: $S \rightarrow 11 \rightarrow 22 \rightarrow 33 \rightarrow 43 \rightarrow 53 \rightarrow 64 \rightarrow 75 \rightarrow 76 \rightarrow 77 \rightarrow 88 \rightarrow 99 \rightarrow G$ 。

### 2.3 种群初始化

在栅格法路径规划中,为方便对移动机器人运行路径的研究,规定在不存在障碍物和地图边界的地方,机器人可以朝周围的8个方向移动,如图2所示。但这种移动方法限制了机器人的运行方向,并且会造成机器人的移动路径和转弯次数增加,故做如下改进:

(1)为避免劣质路径的生成,首先将机器人的运行方向限制为5个,即去掉会造成远离目标点的3个移动方向,如图3中,机器人可以向1,2,3,4,5几个方向移动;其次生成的路径中不能出现断路或环路情况,即路径中不允许出现重复节点且前后两个节点间可以直线到达。

(2)按步骤(1)的规定进行起始点到目标点间的路径搜寻,在路径生成过程中需避开障碍物区域和环境外区域。在路径生成过程中,若出现陷入死角等情况,则放弃本次路径的生成,重新从起始点开始进行路径搜寻。

(3)对步骤(2)生成的路径进行平滑优化处理,即从路径的起始节点向目标节点遍历,当某一节点前后节点连线上无障碍物时,则将这一中间节点删除以生成新路径。处理结果如图3所示,其具体实现流程如图4所示。

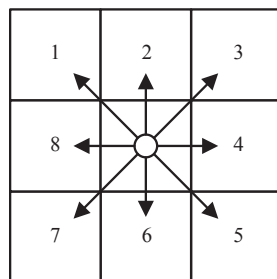


图2 移动机器人运动方向

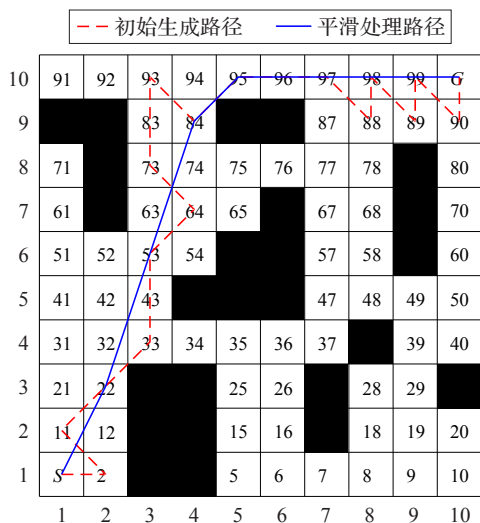


图3 平滑优化路径图

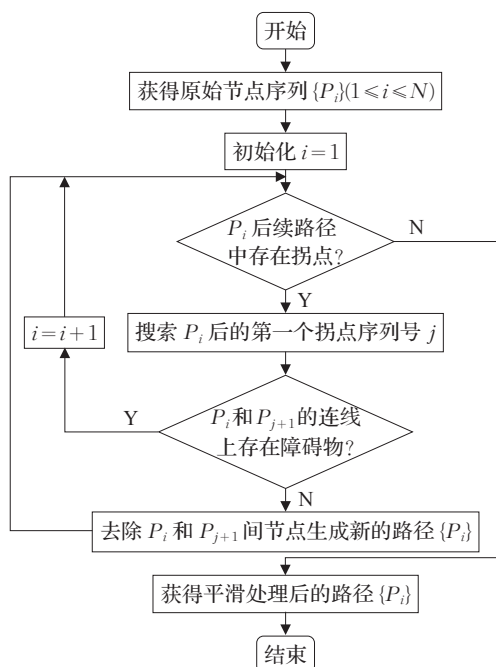


图4 平滑处理操作流程

(4)重复以上步骤,直至种群中的个体数达到预设规模且种群中重复的个体数不大于两个。

## 2.4 建立适应度函数

虽然在地图建模时给机器人与障碍物间留有一定的距离,但障碍物对机器人的潜在威胁仍然存在。为提高机器人在运行过程中的安全性,减少机器人与障碍物的碰撞,规定机器人的运行速度随着它与障碍物间的距离而变化,在距离障碍物较近时,以较慢的速度运行。为方便计算,对机器人的运行速度做3个层次划分,如图5所示,以障碍物节点的中心为圆心,一个单元格距离为半径画圆,圆外段路径(如S1—S2,S3—S4,S6—S7)以正常速度  $V_t$  行驶,与圆相切段路径(如S5—S6)以  $0.8 V_t$  的速度行驶,圆内段路径(如S2—S3,S4—S5)以  $0.5 V_t$  的速度行驶。

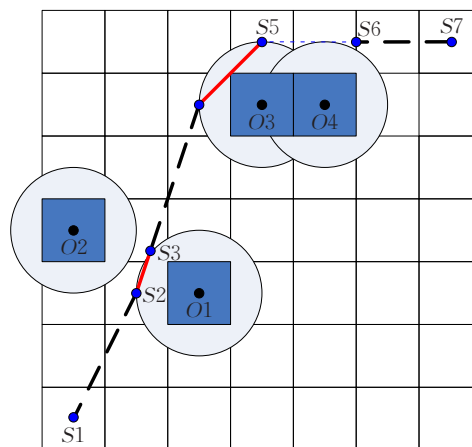


图5 机器人的运行路段划分

在机器人移动过程中频繁的转弯不仅会影响机器人的移动效率,还会增大机器人的机械磨损。为保证规划路径的合理性,将机器人的转弯次数及转弯的角度大小也作为路径规划的规划指标,由2.3节可知机器人的转弯角度为  $0 \sim 180^\circ$ ,为了方便计算,做如下的简化处理:

$$t_w = \begin{cases} t_c, & 0 < \omega \leq 45^\circ \\ 1.2t_c, & 45^\circ < \omega \leq 90^\circ \\ 1.4t_c, & 90^\circ < \omega \leq 135^\circ \\ 1.6t_c, & 135^\circ < \omega \leq 180^\circ \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $t_w$  为转弯所耗费的时间,  $t_c$  为  $45^\circ$  内转弯耗费的时间,  $\omega$  为转弯的角度。

采用机器人从起始点到目标点的运行时间作为路径规划的评价依据,所以在安全行驶速度、转弯次数和转弯的角度的规划指标下,可得适应度函数为:

$$f(M_t) = \sum_{i,j \in M_t} \left( \frac{l(X_{ij})}{V_t} + \frac{l_8(X_{ij})}{0.8 \times V_t} + \frac{l_5(X_{ij})}{0.5 \times V_t} + t_w(X_{ij}) \right) \quad (2)$$

其中,  $i, j$  为个体  $M_t$  中的相连节点,  $V_t$  为移动机器人的正常行驶速度,  $l(X_{ij})$  为节点  $i$  和节点  $j$  间以速度  $V_t$  行驶段路径长度,  $l_8(X_{ij})$  为节点  $i$  和节点  $j$  间以  $0.8 V_t$  的速度行驶段路径长度,  $l_5(X_{ij})$  为节点  $i$  和节点  $j$  间以  $0.5 V_t$  的速度行驶段路径长度,  $t_w(X_{ij})$  为从上一段路径到本段路径的转弯时间,具体数值参考公式(1)。从适应度函数中可以看出:最优路径将具有最小的适应度函数值。

## 2.5 遗传操作

### 2.5.1 选择操作

为增加种群个体的多样性,采用模拟退火算法的选择思想对种群个体进行选择,同时为保证优良个体不被破坏,再对新产生的种群执行精英保留策略。

模拟退火算法主要是采用 Metropolis 接收准则来确定当前解  $m$  到新解  $n$  转移的概率  $P_k$ , 具有较好的寻找全局最优解的能力,其公式如下:



$$P_k(m \Rightarrow n) = \begin{cases} 1, & f(m) \leq f(n) \\ e^{\frac{f(m)-f(n)}{T}}, & f(m) > f(n) \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $f(m)$  为种群中某个体交叉变异前的适应度值,  $f(n)$  为该个体交叉变异后的适应度值,  $T$  为当前温度, 随着进化的进行  $T$  要按降温速率衰减。当前温度  $T$  的计算公式为:

$$T = T_0 \times q^t \quad (4)$$

式中,  $T_0$  为初始温度,  $q$  为降温速率,  $t$  为进化次数。

### 2.5.2 交叉操作

综合考虑新个体的产生能力和算法的易实现程度, 采用单点交叉法进行交叉操作, 即随机选出两个父代个体的一个共同点(起始点和终止点除外), 然后将这两个父个体关于该交叉点执行交叉操作。若两个父个体无共同点, 或两个父个体交叉点后的基因相同, 又或交叉后的两个新个体出现断路和环路情况, 都作交叉失败处理, 处理方式: 子个体1复制两个父个体中较优的一个, 子个体2按初始种群产生方法重新生成一个新个体。用交叉操作得到的两个子个体代替父个体形成一个新的种群。例如: 父个体  $V_1 = \{S, 22, 33, 34, 25, 47, 78, G\}$ ;  $V_2 = \{S, 22, 33, 36, 47, 88, G\}$ , 选择节点47作为交叉点, 则生成的两个新个体为  $C_1 = \{S, 22, 33, 34, 25, 47, 88, G\}$ ;  $C_2 = \{S, 22, 33, 36, 47, 78, G\}$ 。

### 2.5.3 变异操作

为保证产生的新路径是高效且可行的, 对变异操作进行相关改进, 随机选取待变异父个体中的两个节点(起始点和目标点除外)  $P_1$  和  $P_2$ , 按类似初始种群生成法生成一条从  $P_1$  到  $P_2$  的平滑路径, 然后用新生成的  $P_1$  到  $P_2$  间的路径代替待变异个体中的原路径, 若变异后的个体中有重复节点或变异后的个体没有发生变化, 作变异失败处理, 处理方式: 按初始种群产生方法重新生成一个个体作为变异产生的新个体。最后用变异操作生成的子个体代替父个体形成一个新的种群。例如: 待变异父个体为  $V = \{S, 22, 33, 34, 25, 47, 78, G\}$ , 变异节点为34和78, 生成的新路径为:  $C = \{S, 22, 33, 34, 36, 47, 78, G\}$ 。

### 2.5.4 交叉和变异算子自适应调整

遗传算法参数中交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  的选择对算法的收敛性和搜索速度有着至关重要的影响。对于交叉概率  $P_c$ , 如果  $P_c$  较大, 可以以较快的速度产生新的个体, 但可能会破坏适应度较高个体的结构, 如果  $P_c$  较小, 会导致进化速度缓慢; 对于变异概率  $P_m$ , 如果  $P_m$  过小, 不易产生新个体, 导致算法可能陷入局部最优, 如果  $P_m$  过大, 那么遗传算法就变成了随机搜索算法。文献[19]中有人提出了一种自适应遗传算法,  $P_c$  和  $P_m$  能够随着适应度值进行自动调节, 其求最小适应

度函数时的调整表达式如下:

$$P_c = \begin{cases} \frac{k_1(f' - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f' \leq f_{\text{avg}} \\ k_2, & f' > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (5)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{k_3(f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ k_4, & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $0 < k_1, k_2, k_3, k_4 < 1$ ,  $f_{\min}$  是种群中最小的适应度值,  $f_{\text{avg}}$  是每代群体的平均适应度值,  $f'$  是要交叉的两个个体中较小的适应度值,  $f$  是要变异个体的适应度值。

从公式(5)和公式(6)中可以看出, 当适应度值越接近最小适应度值时, 交叉和变异的概率越小, 当等于最小适应度时, 交叉率和变异率的值为零。这种调整方法在进化初期时, 种群中较优个体几乎处于一种不发生变化的状态, 易增加进化走向局部最优的可能性, 所以按公式(7)和公式(8)进行调整。

$$P_c = \begin{cases} K_c \times e^{\frac{f' - f_{\text{avg}}}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}}, & f' \leq f_{\text{avg}} \\ K_c, & f' > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (7)$$

$$P_m = \begin{cases} K_m \times e^{\frac{f - f_{\text{avg}}}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ K_m, & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $K_c \in (0, 1)$ ,  $K_m \in (0, 1)$ , 其他参数与上文一致。这里只需调节好  $K_c$  和  $K_m$  的值即可实现交叉率和变异率的在线自调整。令  $K_1 = K_2 = K_c$ ,  $K_3 = K_4 = K_m$ , 交叉、变异概率改变前后的自调整曲线图如图6所示。

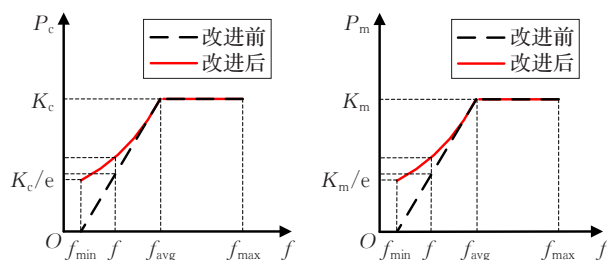


图6 自适应交叉率和变异率

从公式(7)和公式(8)中可以看出, 由于指数函数的引进, 新改进交叉、变异算子自调整公式的运算复杂度略有增加, 但交叉、变异概率在遗传算法中的变化规律相较于公式(5)和公式(6)更加合理。当某个个体的适应度高于平均适应度时, 说明该个体是性能不好的个体, 对其采用较高的交叉、变异概率, 加快了该个体被淘汰的速度; 而对于适应度低于平均值的优良个体则采用较低的交叉、变异概率, 使得该个体得以保护进入下一代, 保证了算法的快速收敛。从图6中可以看出, 修改后的自适应策略对交叉概率和变异概率进行指数形式的非线性调整, 使得优良个体的交叉变异概率较公

式(5)和公式(6)得到了相应提高,特别是将种群中最小适应度的个体的交叉变异率分别由0提高到了  $K_c/e$  和  $K_m/e$ ,这样就相应地提高了种群中表现优良个体的交叉、变异概率,使得算法在进化初期不会处于一种近似停滞不前的状态,从而能够跳出局部最优解,克服早熟收敛的缺陷。在算法的进化后期,虽然公式(7)和公式(8)的修改会增加种群中优良个体的交叉、变异概率,但由于模拟退火选择法在进化后期对新解的接收概率较低,又加上精英保留策略的应用,并不会对种群中的优良个体造成破坏,对算法后期的收敛速度也没有太大的影响。

## 2.6 改进遗传算法流程图

改进遗传算法的流程图如图7所示。

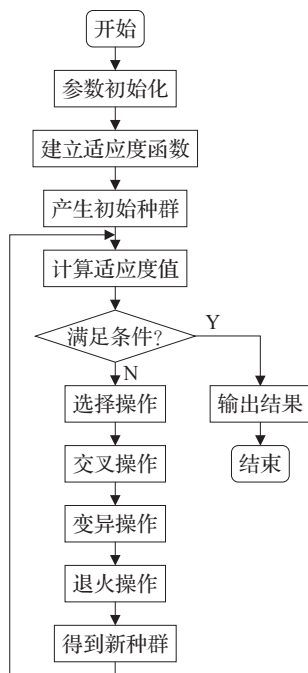


图7 改进遗传算法流程图

其中的判断条件为:达到进化的上限值或者连续40次进化种群中的最优解不发生改变。当  $T \leq T_{\text{end}}$  时的进化次数即为进化的上限值,由公式(4)可推导出最大进化次数的计算公式:

$$t_{\max} = \left\lceil \log_q \left( \frac{T_{\text{end}}}{T_0} \right) \right\rceil \quad (9)$$

式中,  $T_0$  为初始温度,  $q$  为降温速率,  $T_{\text{end}}$  为终止温度。

## 3 仿真结果分析

为验证算法的合理性,运用 MATLAB 软件进行仿真实验,按公式(2)的适应度函数对图1所示的地图模型进行路径规划。为方便计算,仿真所取的相关参数如下:机器人初始移动方向为图2中的方向3,栅格地图中一个单元格的距离为1 m,最小转弯耗时  $t_c = 1$  s,机器人的正常行驶速度  $V_l = 1$  m/s;退火操作中的初始温度

$T_0 = 5\,000\,^{\circ}\text{C}$ ,终止温度  $T_{\text{end}} = 0.000\,5\,^{\circ}\text{C}$ ,降温速率  $q = 0.9$ ;遗传算法的种群规模  $N = 20$ ,交叉概率  $K_c = 0.8$ ,变异概率  $K_m = 0.3$ 。为增加对比性,分别做了以下几组的对比实验,首先是有无平滑处理操作规划出的最优路径对比,如图8所示,其次是有无规划指标规划出的最优路径对比,如图9所示,最后是基本遗传算法、文献[12]和文献[13]中改进遗传算法与本文改进算法的性能对比,进化曲线如图10所示,其中基本遗传算法采用轮盘赌的选择方式,种群规模为20,交叉和变异概率分别为0.5和0.05;为更好地显示对比结果,对文献[12]和文献[13]中算法规划出的路径也进行平滑处理,适应度函数和终止条件也都与本文算法一致,其他条件保持不变。

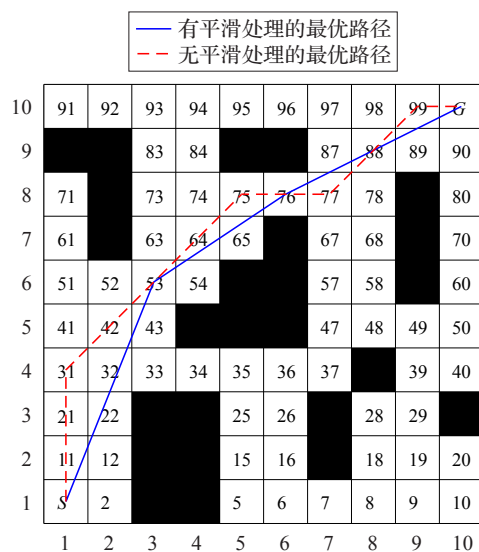


图8 有无平滑处理的最优路径对比

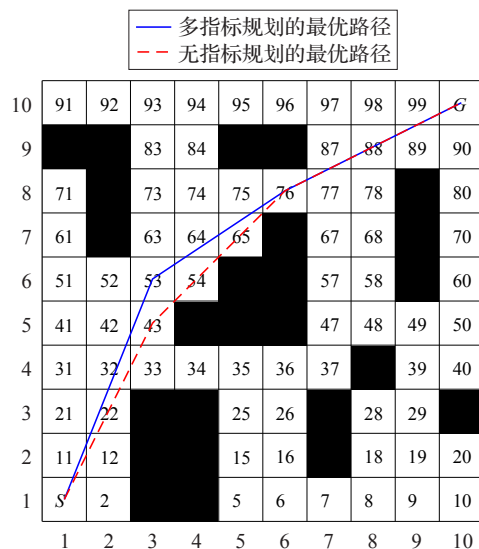


图9 有无规划指标的最优路径对比

图8所示的两条路径分别表示在公式(2)的适应度函数下有无平滑处理操作规划出来的最优路径。假设机器人初始方向为方向3,两条路径的参数对比如表1所示。可以看出,经平滑处理后的最优路径在路径长

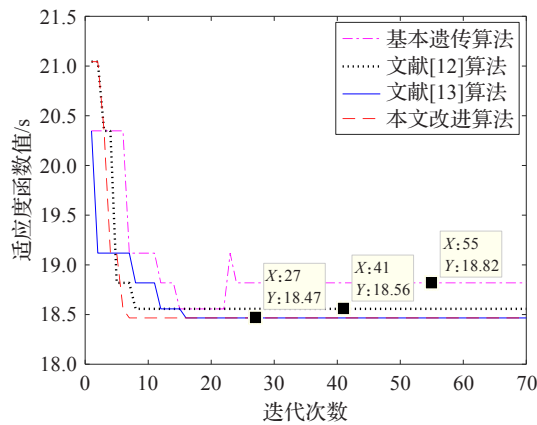


图10 最优路径进化曲线

度、移动耗时(适应度函数值)和转弯次数上都有了极大的提高,保证了机器人的高效运行。

表1 有无平滑处理操作最优路径参数对比

	路径长度/m	适应度函数值/s	转弯次数
无平滑处理路径	19.49	19.86	5
有平滑处理路径	13.46	18.47	3

从图9中可以看出,虽然多指标规划出的最优路径在路径长度上比无指标规划出的最优路径略长一点,但有效地远离了第23、44和55节点处的障碍物,大大减小了机器人与障碍物间可能出现的碰撞概率,保障了机器人的安全运行。

图10所示的四条曲线分别表示在一次仿真中基本遗传算法、文献[12]的改进遗传算法、文献[13]的改进遗传算法和本文改进遗传算法的最优解进化曲线,其中,本文改进遗传算法和文献[13]的改进算法寻找到了全局最优解,对应的最优路径为: $S \rightarrow 53 \rightarrow 76 \rightarrow G$ ,而基本遗传算法和文献[12]的改进算法最终陷入局部最优,规划出的路径分别为: $S \rightarrow 94 \rightarrow G$ 和 $S \rightarrow 74 \rightarrow 76 \rightarrow G$ 。基本遗传算法和文献[12]的改进算法采用固定的交叉变异算子对路径进行优化,不仅限制了算法的收敛速度,还容易导致规划出来的路径陷入局部最优。虽然文献[13]也采用了交叉变异算子自调整策略,但是由于其采用传统的轮盘赌选择方式进行种群选择,导致种群中个体的多样性被破坏,又因为其交叉变异算子自调整公式不合理,算法初期的进化能力较弱,限制了算法的收敛速度,最终在16代左右才找到全局最优解。而本文改进遗传算法通过限制机器人的移动方向,保证了初始种群中解的质量;采用模拟退火法和精英策略进行种群选择,在维持种群个体多样性的同时,还避免了优良个体被破坏的可能性;对交叉变异概率自调整公式进行改进,提高了算法初期的进化能力。故本文改进的遗传算法不仅具有较强的全局搜索的能力,还可以做到快速收敛,最终算法在第8代左右就寻找到了全局最优解。

为验证本文提出的路径规划方法在不同地图中的通用性,另外选择两个较复杂的地图进行仿真实验,经

多次仿真验证,最终规划出来的最优路径如图11和图12所示,其中图11中有256个节点,66个障碍物,图12中有900个节点,374个障碍物。

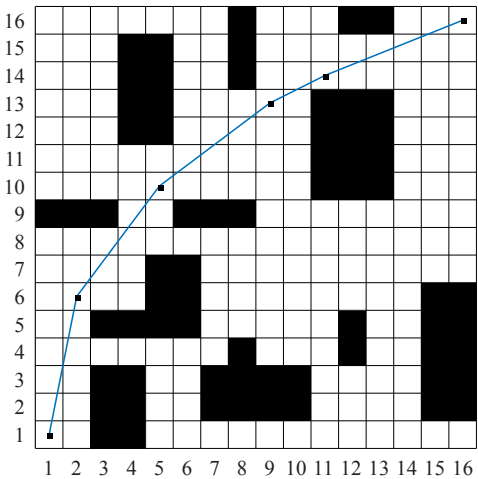


图11 障碍物数为66时的最优路径

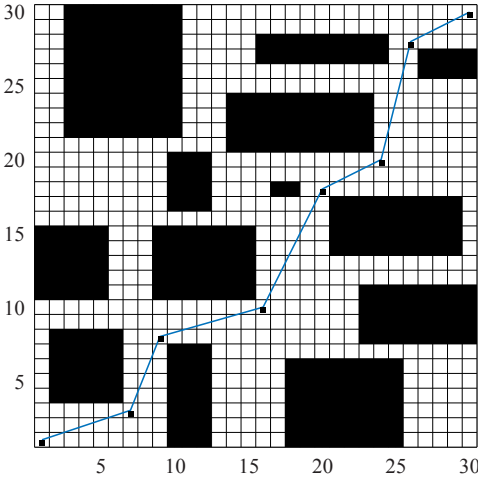


图12 障碍物数为374时的最优路径

将基本遗传算法、文献[12]和文献[13]改进的遗传算法以及本文改进遗传算法分别在上文所提及的3种地图中进行1000次仿真对比,平均搜索时间和搜索成功率的统计结果如表2和表3所示。从表中可以看出,相较于基本遗传算法和其他改进算法,本文改进的自适应遗传算法在机器人路径规划中具有较快的收敛速度,

表2 平均搜索时间对比

障碍 物数	基本遗传 算法	文献[12] 算法	文献[13] 算法	本文改进 算法
25	1.53	1.07	1.38	1.14
66	2.79	1.94	2.23	1.82
374	4.18	3.42	3.75	3.26

表3 搜索成功率对比

障碍 物数	基本遗传 算法	文献[12] 算法	文献[13] 算法	本文改进 算法
25	79.8	91.7	97.4	97.6
66	72.3	87.2	93.1	95.8
374	68.3	80.4	85.9	90.2



并且能够以很大的概率收敛到全局最优解,在复杂环境中体现得更加明显。

#### 4 结束语

针对移动机器人的路径规划问题,提出了一种改进自适应遗传算法,经多次实验对比,改进后的算法在机器人路径规划方面是可行、有效的。算法具有以下特点:

(1)引入模拟退火法的选择思想,保证了种群中个体的多样性,增强算法跳出局部最优解的能力。

(2)对规划出的路径进行平滑优化处理,减小了路径的长度和机器人的转弯次数。

(3)适应度函数中引入安全行驶速度、转弯度数和转弯次数等评价指标,使得规划出的最优路径更安全可靠、切合实际。

(4)改进的交叉、变异方法,使得算法产生新个体的能力强,便于产生差异性大的种群个体。

(5)交叉、变异概率在线自调整,加快了算法的前期进化能力,提高了算法的求解效率和求解质量。

#### 参考文献:

- [1] 梁建刚. AGV 系统路径规划与调度算法研究[D]. 北京:北京邮电大学,2018.
- [2] 杨泳,严余松,户佐安. 路径搜索策略研究[J]. 微电子学与计算机,2013,30(10):42-45.
- [3] Li D L, Niu K. Dijkstra's algorithm in AGV[C]//Proceedings of the 2014 9th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. New York, United States: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2014: 1867-1871.
- [4] 赵江,张岩,马泽文,等. 对AGV路径规划A星算法的改进与验证[J]. 计算机工程与应用,2018,54(21):217-223.
- [5] 王维,裴东. 改进A\*算法的机器人最短路径规划[J]. 计算机应用,2018,38(5):1523-1526.
- [6] Chen J, Xie S, Li H et al. Robot path planning based on adaptive integrating of genetic and ant colony algorithm[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2015, 11(3):833-850.
- [7] 吕金秋,游晓明,刘升. 机器人全局路径规划的混合蚁群系统算法[J]. 计算机工程与应用,2016,52(11):38-43.
- [8] 李理,李鸿,单宁波. 多启发因素改进蚁群算法的路径规划[J]. 计算机工程与应用,2019,55(5):219-225.
- [9] Ghosh S, Panigrahi P K, Parhi D R. Analysis of FPA and BA meta-heuristic controllers for optimal path planning of mobile robot in cluttered environment[J]. IET Science Measurement & Technology, 2017, 11(7):817-828.
- [10] 温素芳,郭光耀. 基于改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与设计,2015,36(10):2818-2822.
- [11] 李丽娜,郭永强,张晓东,等. 萤火虫算法结合人工势场法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用,2018,54(20):104-109.
- [12] 张毅,代恩灿,罗元. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机测量与控制,2016,24(1):313-316.
- [13] 王雷,李明,蔡劲草,等. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用研究[J]. 机械科学与技术,2017,36(5):711-716.
- [14] 王雷,李明,唐敦兵,等. 基于改进遗传算法的机器人动态路径规划[J]. 南京航空航天大学学报,2016,48(6):841-846.
- [15] 赵大兴,余明进,许万. 基于高适应度值遗传算法的AGV最优路径规划[J]. 计算机工程与设计,2017,38(6):1635-1641.
- [16] Lee H Y, Shin H, Chae J. Path planning for mobile agents using a genetic algorithm with a direction guided factor[J]. Electronics, 2018, 7(10):212-232.
- [17] 董小帅,毛政元. 基于改进遗传算法的动态路径规划研究[J]. 计算机工程与应用,2018,54(19):49-55.
- [18] 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.
- [19] 王小平,曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2002:73-75.