

电测与仪表

Electrical Measurement & Instrumentation

ISSN 1001-1390, CN 23-1202/TH

## 《电测与仪表》网络首发论文

题目：基于改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划  
作者：刘宁宁，王宏伟  
收稿日期：2019-01-03  
网络首发日期：2019-11-22  
引用格式：刘宁宁，王宏伟. 基于改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划. 电测与仪表. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20191122.1620.008.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划

刘宁宁<sup>1</sup>, 王宏伟<sup>2</sup>

(1. 新疆大学 电气工程学院 乌鲁木齐 830047; 2. 大连理工大学 控制科学与工程学院 辽宁 大连 116024)

**摘要：**针对移动机器人避障路径规划问题，在基本群智能算法灰狼优化算法的基础上，提出改进灰狼优化算法，测试函数证明了算法的稳定性和收敛性，进而将其首次应用于移动机器人避障路径规划问题，通过对改进灰狼优化算法的移动机器人避障路径进行研究，并与基本灰狼优化算法、粒子群算法、遗传算法比较，仿真结果证明了算法的稳定性和收敛性，对路径规划领域有十分重要的研究意义。

**关键词：**移动机器人；路径规划；灰狼优化算法；改进灰狼优化算法；粒子群算法；遗传算法

DOI:

中图分类号：TM933; TP242

文献标识码：A

## Path planning of mobile robot based on the improved grey wolf optimization algorithm

Liu Ningning<sup>1</sup>, Wang Hongwei<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China. 2. School of Control Science and Control Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning, China)

**Abstract:** Aiming at obstacle avoidance path planning of mobile robot, an improved gray wolf optimization algorithm is proposed in this paper based on the basic swarm intelligence algorithm. The test function proves the stability and convergence of the algorithm. Then, it is applied to obstacle avoidance path planning of mobile robot for the first time. By studying the obstacle avoidance path of mobile robot with the improved gray wolf optimization algorithm, it is compared with basic gray wolf optimization algorithm, particle swarm optimization algorithm and genetic algorithm. The simulation results show the stability and convergence of the proposed algorithm, which is of great significance in the field of path planning.

**Keywords:** mobile robot, path planning, gray wolf optimization algorithm, improved gray wolf optimization algorithm, particle swarm optimization, genetic algorithm

### 0 引言

路径规划是从起点位置出发，最后要回到终点的一条连续路径，路径的好坏标准取决于时间、距离、避障效果等性能。

人们通常将路径规划用于导航系统，路径规划是导航系统的核心，所以近几年国内外很多学者在研究路径规划问题，虽然取得了很大的成就，但是仍然存在易陷入局部极值、稳定性差、精确度低等问题。文献[1]提出了将遗传算法用于移动机器人

路径规划问题的求解，由于遗传算法存在局部搜索能力差和“早熟”等缺陷，不能保证算法的收敛性，算法收敛速度慢，而且遗传算法的选择、变异、交叉等运算都是以概率形式进行的，算法求解复杂，而且还会出现许多适应度低的个体；文献[2]提出了将蚁群算法用于移动机器人路径规划的求解，蚁群算法是通过蚂蚁之间信息素来传递消息，由于前期信息素浓度低，所以前期搜索速度慢，后期信息素浓度增大，又会陷入局部极值；文献[3]提出了将粒子群算法用于移动机器人路径规划，粒子群算

法参数少，简单易实现，但是该算法搜索精度差；文献[4]提出了人工鱼群算法用于路径规划，虽然人工鱼群算法全局搜索能力强，但是人工鱼群搜索精度差。国内外还有很多学者针对单一算法的缺陷进行了改进，比如改进遗传算法<sup>[5]</sup>、改进粒子群算法<sup>[6]</sup>、改进蚁群算法<sup>[7]</sup>、改进人工蜂群算法<sup>[8]</sup>、改进人工鱼群算法<sup>[9]</sup>等用于移动机器人路径规划；国内外还有很多学者针对单一算法的缺陷进行了各个算法之间的融合，比如遗传算法和粒子群算法相融合、粒子群算法和蚁群算法相融合、遗传算法和人工鱼群算法相融合等用于移动机器人路径规划，虽然这些改进算法和融合算法比单一算法在移动机器人路径规划方面某一指标或某几个指标性能较好（比如收敛性、稳定性或者精确性），但是研究空间有限，所以探索新算法应用于移动机器人路径规划问题尤为重要。

灰狼优化算法(GWO)是继蝙蝠算法(BA)、人工鱼群算法(AFSA)、萤火虫算法(FFA)、布谷鸟搜索(CS)算法、花卉授粉算法(FPA)、人工蜂群(ABC)算法、独狼搜索算法(WSA)又一种应用于优化问题的群智能算法，由于该算法参数少，不易受参数影响，简单易实现，已应用在微电网、特征提取、图像分割、车间调度、预测系统等领域，目前还未应用于移动机器人避障路径规划领域，以移动机器人路径规划为研究对象，以路径最短为目标函数，以环境为约束条件，应用灰狼优化算法进行移动机器人避障路径规划研究，针对灰狼优化算法在求解移动机器人避障路径规划问题上存在易陷入局部极值、稳定性差及其后期局部搜索能力差等缺陷，进而将改进更新因子的改进灰狼优化算法用于移动机器人避障路径规划，实验结果证明，改进灰狼优化算法比基本灰狼优化算法的稳定性更高、后期局部搜索能力强，不易陷入局部极值。

## 1 灰狼优化算法

### 1.1 基本灰狼优化算法

灰狼优化算法是 2014 年根据灰狼的捕猎过程而提出的，灰狼捕猎是群体行为，一个群体的灰狼大约有 500 只左右，灰狼群有非常严格的等级制度，整个灰狼群像金字塔形状一样排列，如图 1 所示，灰狼的首领被称为阿尔法(alpha)，位于金字塔的最上层，首领中有一只雄狼和一只雌狼<sup>[10]</sup>，作为首领的两只狼负责重大事项的决策，比如捕猎的时间地点、栖息地的选择等，然后首领的决策通过嚎叫来通知其他灰狼<sup>[11]</sup>。贝塔(beta)作为阿尔法狼的直接下属，位于金字塔的第二个阶层，是首领捕猎

等重大决策最重要的帮手<sup>[12]</sup>。第三层、第四层分别称为德尔塔(delta)、欧米茄(omega)，听从头狼的安排<sup>[13]</sup>。

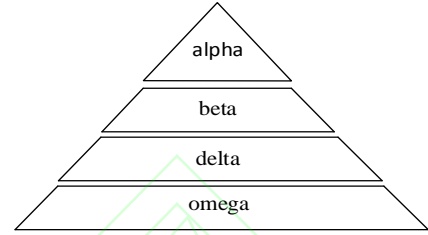


图 1 金字塔等级图  
Fig.1 Pyramid level graph

灰狼在整个搜索、包围和狩猎的过程中，是按照下式进行建模的：

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) + \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (1)$$

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (2)$$

$$\vec{A} = 2a \cdot \vec{r}_1 - a \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (4)$$

$$\alpha = 2 - t \times \frac{2}{G_{\max}} \quad (5)$$

式中  $\vec{X}$  表示灰狼当前的位置； $\vec{X}_p$  表示当前猎物的位置； $\vec{A}$ 、 $\vec{C}$  表示系数矢量； $\vec{r}_1$ 、 $\vec{r}_2$  是[0,1]之间的随机矢量； $\alpha$  是为了控制全局搜索与局部搜索之间平衡的更新参数， $\alpha$  在整个迭代过程中由 2 线性减小到 0 ( $t$  为当前迭代次数， $G_{\max}$  为最大迭代次数)； $\vec{D}$  表示灰狼与猎物之间的距离。

灰狼在自然环境中捕食猎物过程中，假设阿尔法、贝塔和德尔塔已掌握了潜在猎物位置的先验知识，首领阿尔法灰狼会和贝塔灰狼、德尔塔灰狼一起包围猎物，如图 2 所示。

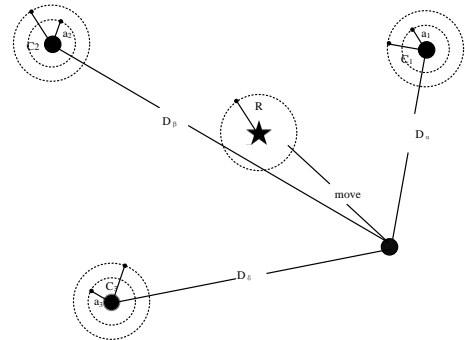


图 2 猎物追踪图  
Fig.2 Prey tracing map

灰狼在捕猎过程中，逐渐向猎物靠近并包围猎物，最后会攻击猎物，也就是说灰狼优化算法通过

多次迭代后,不断向最优解靠近,最终得到最优解,阿尔法(alpha)被称为最优解,贝塔(beta)、德尔塔(delta)被称为第二次优解和第三次优解,算法首先确定当前灰狼群最优解的前三名,然后按照式(6)~式(8)再强制其他成员向占据最优位置的成员(猎物处)移动、更新自己的位置。

$$\begin{cases} \bar{D}_\alpha = |\bar{C}_1 \cdot \bar{X}_\alpha - \bar{X}| \\ \bar{D}_\beta = |\bar{C}_2 \cdot \bar{X}_\beta - \bar{X}| \\ \bar{D}_\delta = |\bar{C}_3 \cdot \bar{X}_\delta - \bar{X}| \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \bar{X}_1 = |\bar{X}_\alpha - \bar{A}_1 \cdot \bar{D}_\alpha| \\ \bar{X}_2 = |\bar{X}_\beta - \bar{A}_2 \cdot \bar{D}_\beta| \\ \bar{X}_3 = |\bar{X}_\delta - \bar{A}_3 \cdot \bar{D}_\delta| \end{cases} \quad (7)$$

$$\bar{X}(t+1) = \frac{\bar{X}_1 + \bar{X}_2 + \bar{X}_3}{3} \quad (8)$$

## 1.2 改进灰狼优化算法

由公式(4)可知,向量 $\bar{C}$ 并不是线性减小的,而是 $[0, 2]$ 之间的一个随机系数,可以将向量 $\bar{C}$ 看成灰狼在捕食猎物过程中的一个难度系数,可以随机加强( $|\bar{C}| \leq 1$ )灰狼与猎物之间的距离或者随机削弱( $|\bar{C}| \geq 1$ )灰狼与猎物之间的距离,由于向量 $\bar{C}$ 是一个随机值,有助于灰狼优化算法在寻优过程中跳出局部极值,尤其有助于算法在迭代后期出现停滞而陷入局部极值。智能算法需要在探索操作和开发操作之间保持良好的平衡,才能有效地实现全局搜索和局部搜索<sup>[14]</sup>。灰狼优化算法存在探索能力和开发能力两种操作,探索能力指的是灰狼优化算法的全局搜索,开发能力指的算法的局部搜索<sup>[15]</sup>。由公式(3)可知, $\bar{A}$ 是由 $a$ 的值决定的, $\bar{A}$ 的取值范围为 $[-2a, 2a]$ , $\bar{A}$ 是用来调节灰狼优化算法的局部搜索与全局搜索能力的,在灰狼优化算法中,当系数 $|\bar{A}|$ 大于1时,灰狼正在扩大范围搜索猎物,此时算法正在进行全局搜索,而当系数 $|\bar{A}|$ 小于1时,灰狼会缩小包围圈并攻击猎物,此时灰狼优化算法正在进行局部搜索。在灰狼优化算法中,根据公式(3)可知,参数 $\bar{A}$ 是由参数 $a$ 决定的,性能的好坏在很大程度上依赖于控制参数 $a$ ,有必要改进灰狼优化

算法的参数 $a$ ,以防止被困在局部位置。根据公式(5)可知,参数 $a$ 是由2线性减小到0,但是灰狼优化算法是一个非线性的优化过程,线性的收敛因子并不能准确的模拟整个优化过程。

提出一种非线性的更新因子更好的控制全局搜索与局部搜索之间的能力平衡,更真实确切的描述整个灰狼优化过程,在灰狼寻优前期提高算法的全局搜索能力,以便使算法不易陷入局部极值,在灰狼寻优后期提高算法的局部搜索能力,以便提高算法的收敛速度和稳定性。公式(9)为改进的更新因子。

$$a(t) = a_{\text{initial}} - \exp\left(-\lambda \cdot \frac{t}{G_{\text{max}}}\right) \quad (9)$$

式中  $a_{\text{initial}}$  为更新参数的初始值;  $t$  为当前迭代次数;  $G_{\text{max}}$  为最大迭代次数;  $\lambda$  为调节系数。

改进的灰狼优化算法步骤可以概括如下:

步骤 1: 设置种群规模、算法参数初始值、最大迭代次数;

步骤 2: 初始化灰狼位置;

步骤 3: 计算每只灰狼的适应度,适应度前三的个体记为阿尔法灰狼、贝塔灰狼和德尔塔灰狼;

步骤 4: 对每一次迭代,按照式(9)更新参数 $a$ ;

步骤 5: 根据式(6)计算其他灰狼与阿尔法、贝塔和德尔塔灰狼之间的距离,根据式(7)、式(8)来更新其他灰狼的位置;

步骤 6: 判断是否达到终止条件,如果不满足终止条件,转到步骤 3 继续执行,否则结束。

## 2 算法测试

为了验证改进灰狼优化算法(IGWO)的稳定性和收敛性,分别利用遗传算法、粒子群算法、基本灰狼优化算法和所提出的改进灰狼优化算法用于 12 个测试函数进行研究,为了防止随机性对结果的影响,每种算法各运行 30 次。12 个测试函数如表 1 所示,12 个测试函数的结果如表 2 所示。

表 1 12 个测试函数

Tab.1 12 test functions

函数名	函数	真值
De Jong 函数	$f_1(x_1, x_2, x_3) = \sum_{i=1}^3 x_i^2$ $-5.12 \leq x_i \leq 5.12 (i = 1, 2, 3)$	0
De Jong 函数	$f_2(x_1, x_2) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2$ $-2.048 \leq x_i \leq 2.048 (i = 1, 2)$	0



De Jong 函数	$f_3(x_1, x_2, \dots, x_5) = \sum_{i=1}^5 \text{int } eger(x_i)$	-30			
	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12(i=1, 2, \dots, 5)$				
De Jong 函数	$f_4(x_1, x_2, \dots, x_{30}) = \sum_{i=1}^{30} ix_i^4 + Gauss(0, 1)$	0	带有复 杂约束 条件的 函数		
	$-1.28 \leq x_i \leq 1.28(1, 2, \dots, 30)$				
	$f_5(x_1, x_2) = 0.002 + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \left(\sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})\right)^6}$				-15
De Jong 函数	$-65.536 \leq x_i \leq 65.536(i=1, 2)$	0.998			
	$[a_{ij}] = \begin{bmatrix} -32, -16, 0, 16, 32, -32, -16, \dots, 0, 16, 32 \\ -32, -32, -32, -32, -32, -16, -16, \dots, 32, 32, 32 \end{bmatrix}$				
Schaffer 函数	$f_6(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$	0			
	$-100 \leq x_i \leq 100(i=1, 2)$				
Schaffer 函数	$f_7(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1}) + 1.0]$	0	带有复 杂约束 条件的 函数		
	$-100 \leq x_i \leq 100(i=1, 2)$				
Gold- stein-Pri ce 函数	$f_8(x_1, x_2) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2(19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)]$ $\times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2(18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)]$	3			2.471
	$-2 \leq x_i \leq 2(i=1, 2)$				
Shubert 函数	$f_9(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_1 + i] \times \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_2 + i]$	-186.731			
	$-10 \leq x_i \leq 10(i=1, 2)$				
六峰值 驼背函 数	$f_{10}(x, y) = (4 - 2.1x^2 + \frac{x^4}{3})x^2 + xy + (-4 + 4y^2)y^2$	-1.032			
	$-3 \leq x \leq 3$				
	$-2 \leq y \leq 2$				

表 2 12 个测试函数结果  
Tab.2 12 test functions results

函数及真值		GA			PSO			GWO			IGWO		
		均值	标准差	平均迭代次数	均值	标准差	平均迭代次数	均值	标准差	平均迭代次数	均值	标准差	平均迭代次数
$f_1$	0	2.71e-02	2.12e-02	49	3.73e-02	2.73e-02	420	6.17e-34	1.48e-116	5	0	0	3
$f_2$	0	9.32e-03	8.00e-03	31	2.34e-03	1.54e-02	498	7.64e-06	8.63e-06	26	2.964e-06	1.32e-07	7
$f_3$	-30	-2.99e+01	1.10e+00	39	-2.76e+01	8.67e-01	269	-3.00e+01	7.80e-01	38	-3.00e+01	3.11e-25	35
$f_4$	0	2.83e+02	3.33e-02	52	1.00e-02	2.24e-02	435	1.14e-07	2.66e-07	12	2.68e-12	2.550e-211	11
$f_5$	0.998	1.04e+00	7.84e-02	23	9.98e+01	4.47e-06	189	9.98e-01	0	9	9.98e-01	0	9
$f_6$	0	1.85e-02	1.12e-02	22	1.02e-02	1.24e-03	152	0	0	16	0	0	14
$f_7$	0	7.35e-01	3.47e-01	20	5.77e-01	1.37e-02	210	0	0	15	0	0	13
$f_8$	3	3.22e+00	1.25e-01	62	3.00e+00	5.13e-03	260	3.00e+00	5.43e-243	10	3.00e+00	0	8
$f_9$	-186.731	-1.87e+02	2.34e-03	88	-1.87e+02	7.35e-03	235	-1.86e+02	1.22e-03	21	-1.86e+02	7.125e-115	13
$f_{10}$	-1.032	-1.03e+00	1.25e-05	130	-1.03e+00	5.01e-03	328	-1.03e+00	0	13	-1.03e+00	0	8
$f_{11}$	-15	-1.05e+01	6.00e-01	221	-9.32e+00	9.12e-01	302	-9.82e+00	7.99e-01	202	-1.48e+01	9.35e-27	135
$f_{12}$	2.471	2.37e+00	8.22e-03	261	2.40e+00	2.42e-02	354	2.41e+00	1.32e-03	242	2.43e+00	3.26e-08	189

12 个测试函数中, 在 GA、PSO、GWO 三种算法中, GWO 同 GA、PSO 算法一样适合解决无约束条件和有约束条件的问题, GWO 相比于 GA、PSO 在均值上更接近于真值, GWO 相比于 GA、PSO 在标准差上更小, GWO 相比于 GA、PSO 在平均迭代次数上最少。移动机器人避障路径规划问题是一种以环境条件为约束的问题, 所以探究 GWO 算法首次用于求解移动机器人避障路径规划。通过第 11 个测试函数可以看出, GWO 算法和 GA、PSO 算法一样容易陷入局部极值, 而 IGWO 相比于 GWO 而言更稳定、收敛速度更快且不易陷入局部极值,

所以进而将 IGWO 用于移动机器人避障路径规划。

### 3 移动机器人路径规划

### 3.1 问题描述

在移动机器人避障路径规划的过程中，首先应对机器人所在的环境进行数学建模，将实际的环境用虚拟的环境代替，其次在环境模型里给定移动机器人的起点和终点，用智能算法寻找一条满足一定性能指标的从起点到终点并能避开障碍物的连续曲线。

### 3.1.1 栅格模型

如图3所示,根据新疆大学南校区实验楼514实验室建立的栅格模型(可根据实际环境建立所需要的栅格模型)。建立的栅格为 $20 \times 20$ ,一共是400个栅格,每个小栅格边长为1,对每个栅格位置进行了编号。在栅格模型中,白色栅格代表无障碍物,白色栅格在20行20列的矩阵中用0表示,黑色栅格代表有障碍物,黑色栅格在20行20列的矩阵中用1表示,如果障碍物大小不足一个栅格,为了计算方便,仍然认为障碍物的大小是满栅格。用 $i$ 表示栅格模型的行, $j$ 表示栅格模型的列。对栅格模型建立了直角坐标系,横坐标的范围由0~20,纵坐标的范围为0~20。下面的矩阵是本文栅格模型的矩阵输入表示。

在栅格模型中,每个小栅格的编号与行、列之间的关系见式(10),通过行和列可以计算出每个小栅格的位置编号,从而确定障碍物所在的位置编号。

$$N = (i-1) \cdot \max(j) + j \quad (10)$$

式中 $N$ 为栅格编号, $i$ 为行号, $j$ 为列号, $\max(j)$ 为栅格的最大列数。通过这个公式可以判断出障碍物的位置编号。

### 3.1.2 避障处理

第一个避障处理:移动机器人只能在白色栅格中行走,不能在黑色栅格中行走。举例来说,在图3的栅格模型中,假设移动机器人此刻在编号为23的位置处,原则上移动机器人可以行走8个方向,可以往2、3、4、22、24、42、43、44这8个编号方向走,但是此时编号22处为障碍物,所以移动机器人只能选择2、3、4、24、42、43、44这7个编号方向。(为了避免形成环路,还要去掉移动机器人走过的路径)。

第二个避障处理:要去掉一部分斜着走的路径。用 $a$ 表示移动机器人当前位置编号,用 $b$ 表示移动机器人将要行走的位置编号。

往右上角斜着移动或往左下角斜着移动:如果移动机器人所在的当前位置编号减去将要行走的位置编号的绝对值等于19( $|a-b|=19$ ),代表移动机器人是斜着往右上角或往左下角行走的,然后判断是否可以往右上角或往左下角斜着移动,1.是否可以往右上角方向 $b$ 处移动:如果 $b-1$ 处且 $b+20$ 处有障碍物,则不能往右上角方向 $b$ 处移动,否则可以往右上角方向 $b$ 处移动;2.是否可以往左下角方向 $b$ 处移动:如果 $b-20$ 处且 $b+1$ 处有障碍物,则不能往左下角方向 $b$ 处移动,否则可以往左下角方

向 $b$ 处移动。在图3栅格模型中,假设此刻移动机器人在编号56位置处( $a=56$ ),往右上角移动的位置编号是37( $b=37$ ),编号36( $b-1$ )位置处和编号57( $b+20$ )位置处无障碍物,移动机器人可以从编号56位置处往编号37位置移动;往左上角移动的位置编号是75( $b=75$ ),编号55( $b-20$ )位置处和编号76( $b+1$ )位置处有障碍物,所以移动机器人不可以从编号56位置处往编号75位置处移动(不能从障碍物中穿过)。(56-37=19、56-75=19)。

(整个移动的过程中还要去掉走过的路径,避免形成环路)。

往左上角斜着移动或往右下角斜着移动:如果移动机器人所在的当前位置编号减去将要行走的位置编号的绝对值等于21( $|a-b|=21$ ),代表移动机器人是斜着往左上角或往右下角行走的,然后判断是否可以往左上角或往右下角斜着移动,是否可以往左上角方向 $b$ 处移动:如果 $b+1$ 处且 $b+20$ 处有障碍物,则不能往左上角方向 $b$ 处移动,否则可以往左上角方向 $b$ 处移动;是否可以往右下角方向 $b$ 处移动:如果 $b-1$ 处且 $b-20$ 处有障碍物,则不能往右下角方向 $b$ 处移动,否则可以往右下角方向 $b$ 处移动。在图3栅格模型中,假设此刻移动机器人在编号56位置处( $a=56$ ),往左上角移动的位置编号是35( $b=35$ ),编号36( $b+1$ )位置处和编号55( $b+20$ )位置处无障碍物,移动机器人可以从编号56位置处往编号35位置处移动;往右下角移动的位置编号是77( $b=77$ ),编号76( $b-1$ )位置处和编号57( $b-20$ )位置处无障碍物,所以移动机器人可以从编号56位置处往编号77位置处移动。(56-35=21、56-77=21)(整个行走的过程中还要去掉已走过的路径,避免形成环路)。

整个移动机器人避障过程如图4所示, $a$ 表示移动机器人当前位置编号, $b$ 表示移动机器人将要行走的下一个位置编号。

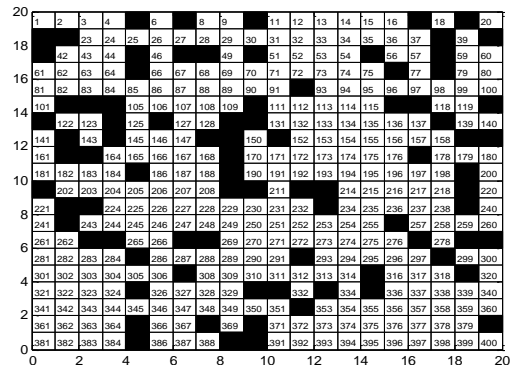


图3  $20 \times 20$  栅格模型  
Fig.3  $20 \times 20$  grid model

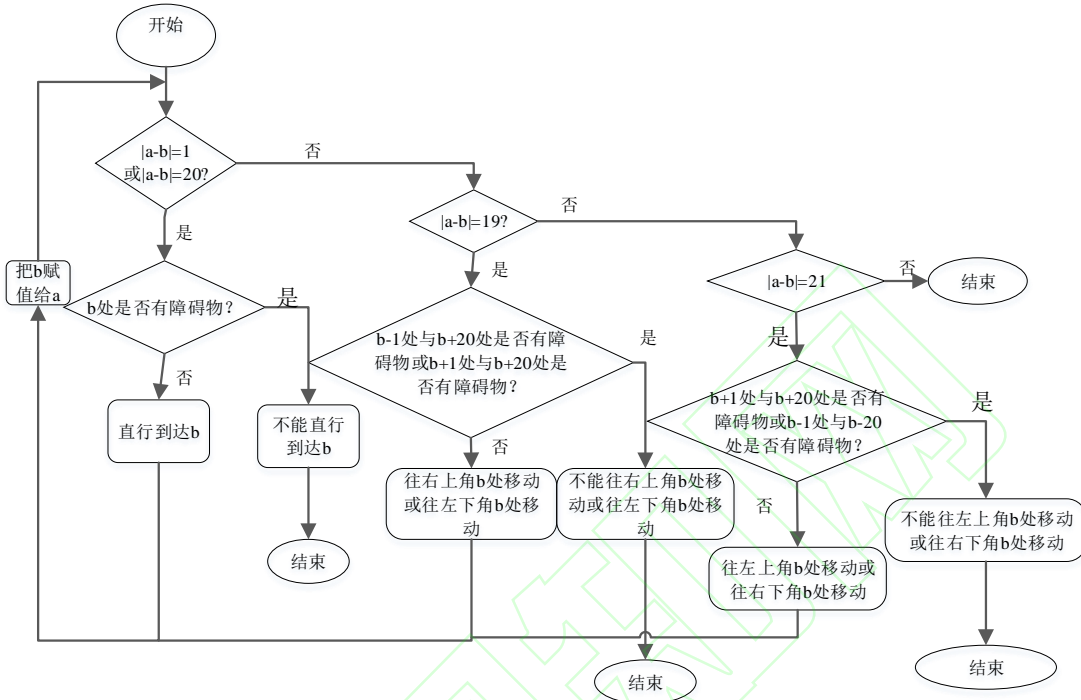


图 4 避障处理流程图  
Fig.4 Obstacle avoidance flow chart

### 3.2 路径规划

#### 3.2.1 路径的计算

在移动机器人避障路径规划中，以路径的长度为目标函数，计算目标函数的最小值，路径的计算为：

$$\begin{cases} cd = cd + c \\ cd = cd + c * \sqrt{2} \end{cases} \quad (11)$$

式中  $cd$  为路径的总长度， $cd$  的初始值为 0， $c$  为 1。如果移动机器人直走，则路径长度的计算公式为  $cd = cd + c$ ；如果移动机器人斜着走，则路径长度的计算公式为  $ca = cd + c \times \sqrt{2}$ ，直走距离加斜走距离即为移动机器人路径的总长度。

#### 3.2.2 IGWO 用于移动机器人路径规划步骤

步骤 1：根据实际环境建立栅格模型，给定移动机器人的起点位置和终点位置；

步骤 2：设置灰狼种群数量、参数初始值、最大迭代次数、变量个数及其参数取值上下界；

步骤 3：初始化灰狼的位置及其目标函数值；

步骤 4：计算每只灰狼的适应度，确定出适应

度高的前三名个体记为阿尔法灰狼、贝塔灰狼和德尔塔灰狼；

步骤 5：在阿尔法、贝塔和德尔塔灰狼中，根据适应度最高的灰狼与目标函数做对比，进行位置更新和目标函数更新，确定最优解；

步骤 6：对每一次迭代，更新改进后的参数  $\alpha$ ；

步骤 7：阿尔法、贝塔、德尔塔灰狼为当前狼群最优解中的前三名，根据式 (6) 可以计算出其他灰狼与阿尔法、贝塔、德尔塔灰狼之间的距离，之后强制其他成员（包含欧米茄）向占据最优位置的成员移动、更新自己的位置。根据式 (7)、式 (8) 进行位置更新；

步骤 8：是否达到最大迭代次数，达到最大迭代次数则输出最短路径，否则转步骤 4。

### 3.3 实验仿真

为了验证改进后的灰狼优化算法在移动机器人避障路径规划上的可行性和有效性，分别将基本灰狼优化算法、遗传算法和粒子群算法用于移动机器人避障路径规划，以便可以和改进灰狼优化算法作对比。用 2014 版 MATLAB 软件在戴尔燃 7572 计算机 Windows 10 系统上进行四种算法在移动机器人避障路径规划的仿真，四种算法的最大迭代次数设置为 500 次，种群个数为 500。遗传算法的交

又概率设置为 0.9，变异概率设置为 0.1；粒子群算法的加速因子  $c_1$ 、 $c_2$  设置为 2，惯性权重设置为 0.9；灰狼优化算法的更新因子初始值设置为 2；改进灰狼优化算法的更新因子初始值设置为 2，调节系数设置为 2。

设置起点位置为序号 1，设置终点位置为序号 400，分别用遗传算法、粒子群算法、灰狼算法和改进更新因子的改进灰狼算法用于移动机器人避障路径规划，如图 5~图 9 所示。

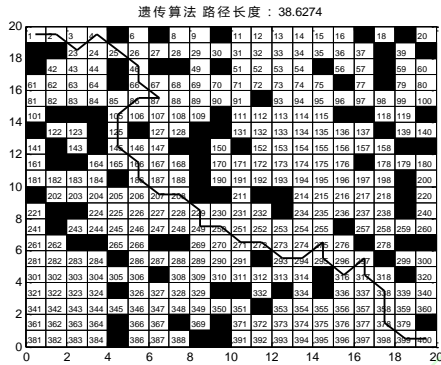


图 5 遗传算法  
Fig.5 Genetic algorithm

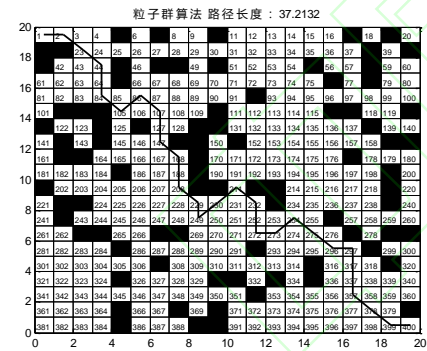


图 6 粒子群算法  
Fig.6 Particle swarm algorithm

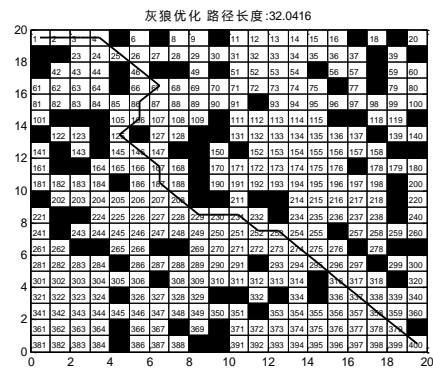


图 7 灰狼优化算法  
Fig.7 Grey wolf optimization algorithm

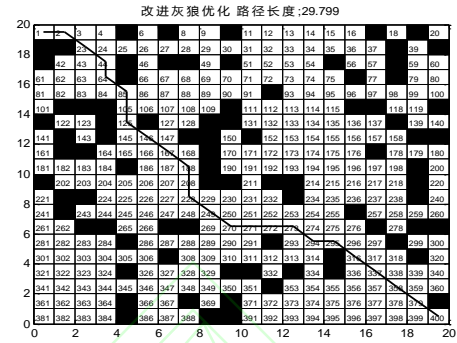


图 8 改进灰狼优化  
Fig.8 Improved grey wolf optimization algorithm

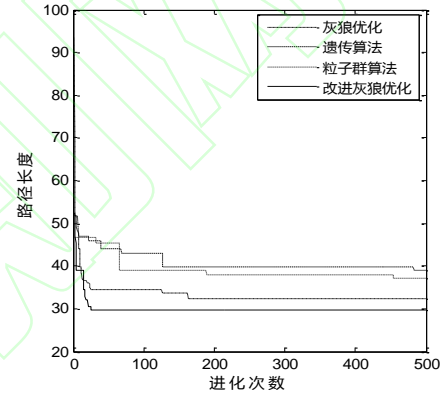


图 9 迭代次数曲线

Fig.9 Iteration number curve

为了避免随机性对结果的影响，分别将四种算法用于移动机器人避障路径规划进行 200 次仿真实验，每次实验循环 500 次，四种算法的参数设置同上，仿真结果见表 3。

表 3 200 次运行结果平均值

Tab.3 Average value of 200 times running result

算法	最短路径	平均路径长度	路径长度标准差	平均迭代次数	平均迭代一次时间/s
GA	36.36	36.33	1.14e-01	338	1.03
PSO	37.21	37.00	2.13e-01	428	1.07
GWO	32.04	32.99	1.22e-06	148	0.87
IGWO	29.79	30.31	3.43e-105	88	0.62

首次将 GWO 算法用于求解移动机器人避障路径规划问题，图 5~图 9、表 3 证明了 GWO 算法同 GA、PSO 算法一样，可以应用于移动机器人避障路径规划问题，证明了 GWO 算法在移动机器人避障路径规划问题上的可行性，为路径规划领域提供了一种新方法，通过图 9 的迭代曲线可以看出 GWO 算法用于求解移动机器人避障路径规划时在后期仍然存在局部搜索能力差的问题，通过表 3 的路径长度标准差可以看出 GWO 算法在求解移动机器人避障路径规划问题上稳定性不高，进而改进 GWO 算法



的更新因子来平衡全局搜索与局部搜索能力之间的平衡,从而得到 IGWO 算法,IGWO 在前期提高了全局搜索能力,使算法在求解移动机器人避障路径规划时不易陷入局部极值,在后期提高了局部搜索能力,加快了算法的收敛速度,提高了算法的稳定性。通过表 3 可以看出,在求解移动机器人避障路径规划时,IGWO 算法最短路径、平均路径长度、平均运行时间上低于 GWO 算法,IGWO 算法的标准差比 GWO 算法的标准差小,IGWO 算法的平均迭代次数比 GWO 算法的平均迭代次数少。

## 4 结束语

(1) 将 GWO 算法首次应用到了移动机器人避障路径规划方面,为路径规划领域提供了一种新方法;

(2) 改进更新因子的 IGWO 算法平衡了全局搜索与局部搜索能力之间的平衡,在算法前期加强了全局搜索,避免了算法在求解移动机器人避障路径规划时易陷入局部极值,在算法后期加强了局部搜索,提高了算法在后期求解移动机器人避障路径规划问题时的收敛速度和稳定性。

## 参考文献

- [1] 张燕,徐永毅.基于遗传算法的移动机器人路径规划[J].电脑知识与技术,2017,13(19):145-147,157.  
Zhang Yan, Xu Yongyi. Path planning for mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. Computer Knowledge and Technology, 2017, 13(19): 145-147, 157.
- [2] 张银玲,牛小梅.蚁群算法在移动机器人路径规划中的仿真研究[J].计算机仿真,2011,28(6):231-234.  
Zhang Yinling, Niu Xiaomei. Simulation research on mobile robot path planning based on ant colony optimization[J]. Computer Simulation, 2011, 28(6): 231-234.
- [3] 李擎,徐银梅,张德政,等.基于粒子群算法的移动机器人全局路径规划策略[J].北京科技大学学报,2010,32(3):397-402.  
Li Qing, Xu Yinmei, Zhang Dezheng, et al. Global path planning method for mobile robots based on the particle swarm algorithm[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2010, 32(3): 397-402.
- [4] 姚正华,任子晖,陈艳娜.基于人工鱼群算法的煤矿救援机器人路径规划[J].煤矿机械,2014,35(4):59-61.  
Yao Zhenghua, Ren Zihui, Chen Yanna. Path planning for mine rescue robot based on AFSA[J]. Coal Mine Machinery, 2014, 35(4): 59-61.
- [5] Tsai C C, Huang H C, Chan C K. Parallel elite genetic algorithm and its application to global path planning for autonomous robot navigation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(10): 4813-4821.
- [6] Lee K B, Kim J H. Multi objective particle swarm optimization with preference-based sort and its application to path following footstep optimization for humanoid robots[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(6): 7551-766.
- [7] Zhang W, Gong X, Han G, Zhao Y. An improved ant colony algo-

rithm for path planning in one scenic area with many pots[J]. IEEE Access, 2017, 5: 13260-13269.

- [8] 王海泉,胡瀛月,廖伍代,等.基于改进人工蜂群算法的机器人路径规划[J].控制工程,2016,23(9):1407-1411.  
Wang Haiquan, Hu Yingyue, Liao Wudai, et al. Path planning algorithm based on improved artificial bee colony algorithm[J]. Control Engineering of China, 2016, 23(9): 1407-1411.
- [9] 张文辉,林子安,刘彤,等.基于改进人工鱼群算法的机器人路径规划[J].计算机仿真,2016,33(12):374-379,448.  
Zhang Wenhui, Lin Zian, Liu Tong, et al. Robot path planning method based on modified artificial fish swarm algorithm[J]. Computer Simulation, 2016, 33(12): 374-379, 448.
- [10] Precup R, David R, Petriu E M. Grey wolf optimizer algorithm-based tuning of fuzzy control systems with reduced parametric sensitivity[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(12): 527-534.
- [11] Mohanty S, Subudhi B, Member S, et al. A new MPPT design using grey wolf optimization technique for photovoltaic system under partial shading conditions[J]. IEEE transactions on sustainable energy, 2016, 7(1): 181-188.
- [12] 罗佳,唐斌.新型灰狼优化算法在函数优化中的应用[J].兰州理工大学学报,2016,42(3):96-101.  
Luo Jia, Tang Bin. Application of novel grey wolf optimization algorithm in function optimization[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2016, 42(3): 96-101.
- [13] 白建川,夏克文,牛文佳,等.新型灰狼算法的粗糙集属性约简及应用[J].计算机工程与应用,2017,53(24):182-186.  
Bai Jianchuan, Xia Kewen, Niu Wenjia, et al. Rough set attribute reduction of novel grey wolf algorithm and its application[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(24): 182-186.
- [14] 王书芹,华钢,郝国生,等.基于灰狼优化算法的长短期记忆网络在时间序列预测中的应用[J].中国科技论文,2017,12(20):2309-2314.  
Wang Shuqin, Hua Gang, Hao Guosheng. Long short term memory networks based on grey wolf optimizer in time series forecasting[J]. China Sciencepaper, 2017, 12(20): 2309-2314.
- [15] 张新明,涂强,康强,等.强化狼群等级制度的灰狼优化算法[J].数据采集与处理,2017,32(5):879-889.  
Zhang Xinming, Tu Qiang, Kang Qiang, et al. Grey wolf optimization algorithm based on strengthening hierarchy of wolves[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(5): 879-889.

## 作者简介:



刘宁宁(1991—),女,硕士,主要方向为移动机器人路径规划。Email: 2504235307@qq.com

王宏伟(1969—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为系统辨识、智能控制。

收稿日期:2019-01-03;修回日期:2019-03-12

(田春雨 编发)