

基于改进粒子群算法的路径规划

贾会群^{1,2} 魏仲慧¹ 何昕¹ 张磊¹ 何家维¹ 穆治亚¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 传统粒子群算法存在收敛精度低、搜索停滞等缺点, 导致机器人路径规划精度低。为了提高路径规划的精度, 对传统的粒子群算法进行改进。首先在算法运行的各阶段对惯性权重因子和加速因子同时使用三角函数的变化方式自适应调整, 使算法中的参数在算法运行各阶段的配合达到最佳, 提高了算法的搜索能力; 其次在算法中引入鸡群算法中的母鸡更新方程和小鸡更新方程对搜索停滞的粒子进行扰动, 并在引进的方程中使用全局最优解使扰动后的粒子向全局最优解靠近; 最后通过函数优化和路径规划两组对比实验, 验证了改进算法在问题优化时具有寻优精度高、鲁棒性好的优点。

关键词: 机器人; 路径规划; 粒子群算法; 鸡群算法

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)12-0371-07

Path Planning Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

JIA Huiqun^{1,2} WEI Zhonghui¹ HE Xin¹ ZHANG Lei¹ HE Jiawei¹ MU Zhiya¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm has some shortcomings such as low convergence precision, stagnant search and so on, which lead to the low precision of robot path planning. In order to improve the precision of path planning, the traditional particle swarm optimization algorithm was improved. Firstly, the inertia weight factor and acceleration factor were adjusted adaptively by the trigonometric function in each stage of the algorithm operation, so that the parameters in the algorithm were optimized in each stage of the algorithm operation, and the search ability of the algorithm was improved. Secondly, the hen equation and chick equation of chicken swarm algorithm were introduced to perturb the search stagnation particles, and the global optimal solution was used in the introduced equation to make the disturbed particle approach the global optimal solution. Finally, through two sets of comparative experiments of function optimization and path planning, it was proved that the improved algorithm had the advantages of high searching precision and good robustness.

Key words: robot; path planning; particle swarm optimization algorithm; chicken swarm algorithm

0 引言

路径规划是机器人研究中最基本、最关键的问题^[1-4], 目的在于寻找到一条从起点到终点的最短路径, 使机器人安全到达预定的目的地。近些年, 专家学者们提出很多有关机器人路径规划的算法^[5-15]。一类是传统方法, 如视图法^[8]、人工势场法^[9]、自由空间法^[10-11]等; 另一类是新兴的智能仿

生算法, 如粒子群算法^[7]、鸡群算法^[12]、蜂群算法^[13]、狼群算法^[14]、鸟群算法^[15]等。相较于传统的算法, 通过模拟生物的一种或几种行为而提出的智能仿生算法, 为解决复杂环境下的路径规划问题提供了新思路。

粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO) 是一种模拟鱼群的仿生算法, 具有易于实现、收敛速度快、所需调整的参数少等优点, 一经提出便得到学

收稿日期: 2018-07-06 修回日期: 2018-08-31

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(20180201013GX)

作者简介: 贾会群(1990—), 男, 博士生, 主要从事图像处理 and 自主导航研究, E-mail: jiahuiqun0123@163.com

通信作者: 魏仲慧(1961—), 女, 研究员, 博士生导师, 主要从事图像处理和图像存储研究, E-mail: wzhlpv@sohu.com

术界的广泛关注^[16-20]。针对 PSO 的研究主要集中在参数调整^[16-18]、种群结构改进以及与其他方法相结合的改进^[19-20]。文献[16]通过分析惯性权重因子 ω 大小同 PSO 收敛性的关系,提出了线性自适应惯性权重因子的 PSO 改进算法,提高了算法的收敛性。文献[17]在迭代过程中将适应度值较差的粒子的惯性权重因子置零,减小了算法的无效迭代,使算法的收敛性得到进一步提升。文献[18]通过分析加速因子 c_1 、 c_2 和 PSO 收敛性的关系,提出了线性的自适应加速因子的 PSO 改进算法,使算法的收敛性获得了一定的改善。文献[19]提出了 PSO 和遗传算法的混合算法用于路径规划,文献[20]提出了雁群和 PSO 混合算法进行路径规划。虽然已有文献对 PSO 进行了研究和改进,但目前粒子群算法依然存在收敛精度低、搜索停滞等缺点,导致在路径规划时不能得到最优的规划路径。

针对目前算法存在的问题,受文献[12,18]的启发,通过分析文献中方法的优缺点,本文提出使用三角函数的变化方式自适应地调整惯性权重因子和加速因子,使惯性权重因子和加速因子在算法运行各阶段的配合最佳,提高算法的搜索能力;然后引入母鸡和小鸡两种更新方程对搜索停滞的粒子进行扰动,提高粒子群的多样性,并在引入的方程中使用粒子群全局最优解,使得扰动后的粒子向全局最优解靠近,减少无效扰动,以提高算法的收敛精度及稳定性。

1 PSO 算法的数学理论

文献[21]首次提出粒子群算法,假设粒子群规模大小为 n ,搜索区域维数为 D , $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 为粒子 i ($i \in 1, 2, \dots, n$) 在搜索区域的位置, $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 为粒子 i 的速度, $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 为粒子 i 搜索的最优位置, $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 为粒子群搜索的最优位置,则对于第 $k+1$ 次迭代,粒子的位置更新公式为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 \text{rand}() (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}() (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中 v_{id}^{k+1} ——粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时,速度的第 d ($d \in 1, 2, \dots, D$) 维分量

x_{id}^{k+1} ——粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时,位置的第 d 维分量

p_{id}^k —— k 次迭代后粒子 i 最优位置解的第 d 维分量

p_{gd}^k —— k 次迭代后群体最优位置解的第 d 维分量

ω ——惯性权重因子

c_1, c_2 ——加速因子

$\text{rand}()$ ——(0,1)间的随机数

2 PSO 算法的改进

造成传统的 PSO 收敛精度低,搜索停滞的原因有^[22]:① 算法收敛后期,因粒子群多样性降低,导致算法陷入局部最优值即“早熟”。② 因粒子容易被困在较差的搜索区域并很难跳出,造成搜索停滞,导致收敛效率低。为了解决上述问题,从粒子群参数及算法更新方程两方面进行改进。

2.1 PSO 算法的参数改进

传统的粒子群算法的更新公式包括 3 部分:上一代粒子速度值、单个粒子学习部分和粒子群之间相互学习部分。第 1 部分受权重因子 ω 的控制,第 2、3 部分受加速因子 c_1 、 c_2 的控制。目前较多的研究主要集中在对一种参数的改进^[16-17],文献[18]对惯性权重因子和加速因子同时进行改进,相较于对一种参数的改进,两种参数同时改进的 PSO 算法在优化精度和收敛速度上具有一定的优势。但文献[18]中加速因子是在基于线性变化的基础上进行扰动,导致扰动效果并不明显。因此本文在文献[18]的基础上做进一步改进,即将线性变化的加速因子替换为非线性变化的加速因子,非线性扰动强度大,有利于提高种群的多样性,这对解决“早熟”问题是有利的。

本文惯性权重因子仍然使用文献[18]提出的余弦变化权重因子,其数学表达式为

$$\omega(k) = \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{2} \cos\left(\pi \frac{k}{k_{\max}}\right) + \frac{\omega_{\max} + \omega_{\min}}{2} \quad (3)$$

其中 $\omega_{\max} = 0.95$ $\omega_{\min} = 0.4$

式中 k_{\max} ——最终迭代次数

k ——本次算法迭代次数

$\omega(k)$ ——第 k 次迭代对应的惯性权重因子

根据式(3)画出不同迭代次数时惯性权重因子的变化曲线,如图 1 所示。

根据式(1),算法的学习部分受加速因子 c_1 、 c_2 的控制, c_1 控制单个粒子的学习部分, c_2 控制粒子群之间的相互学习部分。文献[20]中提到适当的调节加速因子可以优化算法的寻优过程,优化前期 PSO 算法进行全局搜索时要求个体从全局学习,因此要求前期 c_1 取较大的值,后期 PSO 算法进入局部搜索时群体学习很重要,要求 c_2 取较大的结果。经过分析,本文采用正弦函数模拟加速因子的变化,提

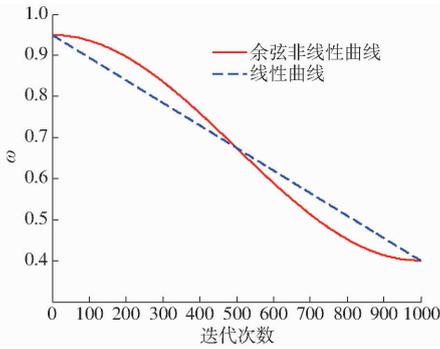


图 1 ω 变化曲线

Fig. 1 Variation curves of ω

出新的自适应加速因子

$$c_1(k) = c_a \sin\left(\frac{\pi}{2} \frac{k_{\max} - k}{\frac{k_{\max}}{2}}\right) + c_b \quad (4)$$

$$c_2(k) = c_\alpha \sin\left(\frac{\pi}{2} \frac{k - \frac{k_{\max}}{2}}{\frac{k_{\max}}{2}}\right) + c_\beta \quad (5)$$

式中 $c_a, c_b, c_\alpha, c_\beta$ ——待确定参数

按照文献[20], c_1 在 $[0.5, 2.5]$ 和 c_2 在 $[0.5, 2.5]$ 取值时, 可得到较高的寻优结果, 因此确定 $c_a = 1, c_b = 1.5, c_\alpha = 1, c_\beta = 1.5$ 。图 2、3 分别为加速因子 c_1, c_2 随迭代次数的变化曲线。

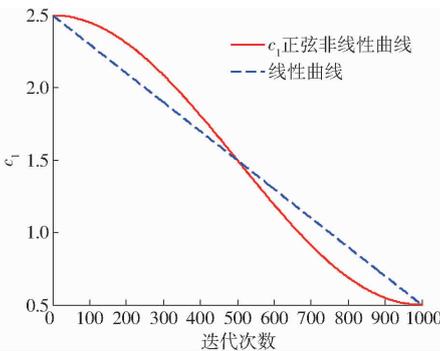


图 2 c₁ 变化曲线

Fig. 2 Variation curves of c_1

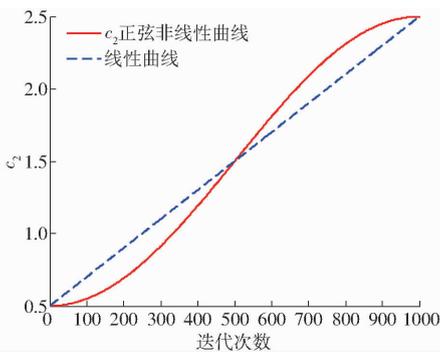


图 3 c₂ 变化曲线

Fig. 3 Variation curves of c_2

应惯性权重因子 ω 及加速因子 c_1, c_2 , 虚线为各参数的线性规律变化。从图中可以看出, 3 个按照三角函数规律变化的参数之间是一种配合的关系, 这是因为算法迭代前期惯性权重因子取值较大, PSO 算法进行全局搜索, 此时加速因子 c_1 大、 c_2 小, 有助于个体对全局的学习; 到了后期惯性权重因子取值较小, PSO 算法进行局部搜索, 此时 c_1 小、 c_2 大, 有助于局部搜索时群体的学习, 并且 3 种参数都是按三角函数规律增大或减小, 使得各参数的大小配合达到最佳, 提高算法的搜索能力。

将所提的按三角函数规律变化的惯性权重因子和加速因子方程代入式(1)、(2)得

$$v_{id}^{k+1} = \omega(k)v_{id}^k + c_1(k)\text{rand}() (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2(k)\text{rand}() (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (6)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (7)$$

式(6)、(7)为含有自适应参数的 PSO 算法的位置更新公式。

2.2 引入多种更新策略

当粒子被困在较差的搜索区域时, 算法的优化结果一般会变差^[17], 本文的优化问题是求取最小值, 其变差的情况表示为

$$f(x^{k+1}) > f(x^k) \quad (8)$$

式中 $f(x^{k+1})$ ——第 $k+1$ 次迭代所得适应度值

$f(x^k)$ ——第 k 次迭代所得适应度值

如果算法运行时连续 3 次迭代出现式(8)描述的情况, 认为粒子处于较差的搜索区域, 粒子出现无效搜索。为了解决这一问题, 本文受鸡群算法^[12]的启发, 通过引入鸡群算法中母鸡和小鸡 2 种不同扰动强度的更新方程, 对无效搜索的粒子进行扰动, 其目的就是通过不同强度的扰动增加粒子的多样性, 使粒子跳出较差的搜索区域, 脱离局部最优。

当第 1 次判定粒子出现无效搜索时使用母鸡更新方程进行扰动

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + s_1 \text{rand}() (p_{gd}^k - x_{id}^k) + s_2 \text{rand}() (x_{id}^k - x_{id}^k) \quad (9)$$

其中 $s_1 = \exp((f_i - f_g) / (\text{abs}(f_i) + \varepsilon)) \quad (10)$

$$s_2 = \exp(f_i - f_t) \quad (11)$$

$$f_i = f(p_i^k)$$

$$f_g = f(p_g^k)$$

式中 t ——粒子序号, $t \neq i$

f_i ——第 i 个粒子的适应度值

f_g ——全局最优适应度值

ε ——保证分母不为零的极小数, 本文调用 Matlab 2014 自带的极小数为 2.2251×10^{-308}

图 1~3 中实线为按三角函数规律变化的自适应

s_1, s_2 ——学习因子

$\text{abs}(\cdot)$ ——取绝对值函数

当式(9)扰动失败即粒子使用式(9)更新之后仍然是无效搜索状态,这时将加大扰动强度使用小鸡更新方程进行扰动。

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + F_L(p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (12)$$

式中 F_L ——[1, 2]之间的任意实数,为了获得较大的扰动,本文取 $F_L = 2$

式(12)类似于鸟群算法中鸟群飞行行为^[15],可以使粒子从一个位置跳到另一个位置。

式(9)、(12)为在原来方程的基础上改进后的方程,与原方程的不同之处在于改进后的方程都用了全局最优位置解,目的是在对这些搜索较差的粒子进行扰动时,同时使这些粒子向全局最优位置靠近,避免了无效扰动,有利于提高算法的搜索效率。

改进后算法流程如下:

(1) PSO 算法各参数初始化包括粒子初始位置、初始速度等,令迭代次数 $k = 1$ 。

(2) 计算粒子的适应度值,计算当前各粒子的个体最优值以及种群的全局最优值。

(3) 使用式(6)、(7)对粒子更新。

(4) 连续迭代 3 次,判断 $f(x^{k+1}) > f(x^k)$ 是否成立,成立转至步骤(5),否则转至步骤(8)。

(5) 使用式(9)对粒子进行扰动。

(6) 连续迭代 3 次,判断 $f(x^{k+1}) > f(x^k)$ 是否成立,成立即式(9)扰动失败转至步骤(7),否则转至步骤(8)。

(7) 使用式(12)对粒子进行扰动。

(8) 计算位置更新后各粒子的适应度值并更新个体最优适应度值以及全局最优适应度值。

(9) 判定 k 是否达到最大迭代次数,若是输出最优收敛结果,否则转至步骤(3)。

3 实验结果与分析

为了验证本文对传统粒子群算法改进的有效性,本文任意选取 5 个标准测试函数进行函数优化,并将其应用于机器人路径规划,从实际应用来验证算法的有效性,实验平台为 Matlab 2014。

3.1 函数优化

选取的 5 个测试函数包含了多种类型,其基本的数学性质如表 1 所示,表中 U 表示单峰值, M 表示多峰值, N 表示不可分离, S 表示可分离。

表 1 标准测试函数

Tab.1 Standard test function

函数	函数名	维度	自变量取值范围	函数公式	函数特征	理论值
f_1	Matyas	2	[-10, 10]	$f(X) = 0.26(x^2 + y^2) - 0.48xy$	UN	$f_{\min} = 0$
f_2	Eggcrate	2	[-2π, 2π]	$f(X) = x^2 + y^2 + 25(\sin^2 x + \sin^2 y)$	MN	$f_{\min} = 0$
f_3	Sphere	D	[-100, 100]	$f(X) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	US	$f_{\min} = 0$
f_4	Rosenbrock	D	[-4, 4]	$f(X) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2]$	US	$f_{\min} = 0$
f_5	Ackley	D	[-32, 32]	$f(X) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	MN	$f_{\min} = 0$

为了保证实验所得数据的有效性,每个标准测试函数单独进行 50 次统计实验,根据统计结果计算出最优值、平均最优值(Mean)和标准差(Std),对改进算法(WCPSO)的性能进行评价。对比算法选用传统算法即固定惯性权重粒子群算法^[21](PSO)、线性自适应惯性权重因子粒子群算法^[16](WPSO)和线性自适应加速因子粒子群算法^[18](CPSO)3种较为常用的算法。所有算法设置相同的参数:种群数 60,迭代次数 1000。实验结果如表 2 所示。

从表 2 的整体优化结果可以看出,对于不同类型的函数,本文所提出的改进算法(WCPSO)均取得了较高的收敛精度并且优于其他算法,其次是 WPSO,传统的 PSO 算法收敛效果最差。表 2 中,函数 f_3 、 f_4 、 f_5 通过改变维度,验证各算法对不同

维度函数的优化性能:对于 f_3 , WCPSO 在不同维度上均取得了优于其他算法的结果;对于 f_4 、 f_5 ,在不同维度时所有算法均取得相似的最优结果,但从均值和方差可以看出, WCPSO 稳定性明显优于其他算法。

3.2 路径规划实验

将改进的算法(WCPSO)应用到机器人路径规划,验证改进算法在实际应用中的有效性。

3.2.1 环境模型

采用导航点模型^[11]构建环境模型如图 4 所示,起点坐标(0,0),终点坐标(9,8),障碍物数学表达式为

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = R^2 \quad (13)$$

式中 (a, b) ——障碍物圆心坐标

表 2 函数优化结果
Tab.2 Results of function optimization

函数	函数维度	PSO	CPSO	WPSO	WCPSO	
f_1	最优值		$3.367\ 003 \times 10^{-11}$	$3.349\ 513 \times 10^{-128}$	$4.241\ 170 \times 10^{-148}$	$4.919\ 436 \times 10^{-158}$
	Mean		$6.866\ 457 \times 10^{-9}$	$1.247\ 232 \times 10^{-122}$	$2.394\ 071 \times 10^{-143}$	$5.177\ 476 \times 10^{-156}$
	Std		$6.526\ 707 \times 10^{-9}$	$2.162\ 511 \times 10^{-122}$	$6.439\ 900 \times 10^{-143}$	$8.201\ 372 \times 10^{-156}$
f_2	最优值		$7.099\ 393 \times 10^{-8}$	$4.116\ 178 \times 10^{-123}$	$2.549\ 862 \times 10^{-145}$	$2.871\ 693 \times 10^{-156}$
	Mean		$1.682\ 432 \times 10^{-6}$	$5.193\ 652 \times 10^{-119}$	$3.597\ 628 \times 10^{-142}$	$1.721\ 477 \times 10^{-152}$
	Std		$1.636\ 995 \times 10^{-6}$	$7.600\ 374 \times 10^{-119}$	$1.007\ 399 \times 10^{-141}$	$3.081\ 619 \times 10^{-152}$
f_3	2	最优值	$3.701\ 933 \times 10^{-93}$	$4.499\ 851 \times 10^{-123}$	$2.461\ 082 \times 10^{-144}$	$5.538\ 497 \times 10^{-157}$
		Mean	$1.395\ 884 \times 10^{-88}$	$1.439\ 152 \times 10^{-120}$	$2.562\ 167 \times 10^{-142}$	$1.131\ 121 \times 10^{-153}$
		Std	$3.450\ 040 \times 10^{-88}$	$2.587\ 367 \times 10^{-120}$	$6.002\ 556 \times 10^{-142}$	$2.553\ 881 \times 10^{-153}$
	10	最优值	$2.869\ 000 \times 10^{-12}$	$5.083\ 069 \times 10^{-19}$	$1.696\ 671 \times 10^{-19}$	$5.350\ 331 \times 10^{-22}$
		Mean	$6.149\ 297 \times 10^{-4}$	$4.537\ 087 \times 10^{-14}$	$1.103\ 658 \times 10^{-14}$	$2.929\ 482 \times 10^{-17}$
		Std	$2.296\ 402 \times 10^{-3}$	$1.182\ 370 \times 10^{-13}$	$3.114\ 989 \times 10^{-14}$	$3.203\ 834 \times 10^{-17}$
f_4	2	最优值	0	0	0	0
		Mean	0	0	0	0
		Std	0	0	0	0
	10	最优值	2.136 403	1.600 037	$9.506\ 901 \times 10^{-2}$	$1.166\ 357 \times 10^{-2}$
		Mean	6.277 601	3.482 057	3.972 730	1.807 747
		Std	2.077 086	1.584 136	2.757 420	1.022 275
f_5	2	最优值	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$
		Mean	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$	$8.881\ 784 \times 10^{-16}$
		Std	0	0	0	0
	10	最优值	$3.253\ 477 \times 10^{-9}$	$2.234\ 583 \times 10^{-9}$	$2.216\ 271 \times 10^{-11}$	$3.574\ 474 \times 10^{-11}$
		Mean	0.373 138 6	$6.212\ 239 \times 10^{-5}$	0.206 412 8	$1.493\ 499 \times 10^{-9}$
		Std	0.693 037 8	$1.754\ 376 \times 10^{-4}$	0.581 773 8	$1.896\ 008 \times 10^{-9}$

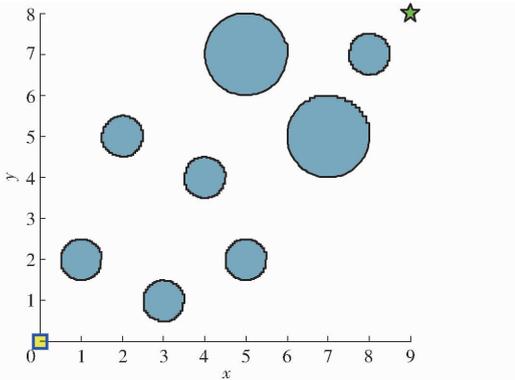


图 4 环境模型

Fig.4 Environment model

R ——障碍物半径(图 4 中较大圆的半径为 1,其余小圆的半径都为 0.5)

3.2.2 适应度函数

设起点坐标 $S(x_0, y_0)$, 终点坐标 $T(x_{n+1}, y_{n+1})$, 一个粒子代表一条路径, 其在 x 方向和 y 方向上的位置为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 。路径长度函数即适应度函数为

$$L = \sum_{i=0}^n \left(\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} + \sum_{k=1}^K wV(k) \right) \quad (14)$$

其中 $V(k) = \max \left(1 - \frac{\sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2}}{R(k)}, 0 \right)$ (15)

式中 K ——障碍物个数

$V(k)$ ——避障约束惩罚函数

w ——安全因子, 根据文献[1]设置 $w = 100$

$R(k)$ ——障碍物 k 的半径

图 4 中从起点到终点理论上最短的无障碍路径长度 $L_{\min} = 12.141\ 590$ 。

3.2.3 实验结果分析

实验选用函数优化结果仅次于改进算法的 WPSO 算法作为对比算法, 2 种算法参数设置相同: 种群规模 150, 迭代次数 500。为了保证结果的可靠性, 改进算法和对比算法分别进行 10 次独立实验。

图 5 为 10 次实验中 WCPSO 算法和 WPSO 算法所得到的路径长度曲线, 绿色曲线是理论上最短的无障碍路径长度曲线。从图 5 中可以看出: 10 次实验中本文的改进算法更加接近理论值, 并且一直保持较优的规划路径, 算法稳定性较好; WPSO 算法虽然也能获得较优的路径, 但算法波动大, 稳定性较差。图 6、7 分别为 10 次实验中 WCPSO 算法和 WPSO 算法路径规划的仿真结果。通过图 6 和图 7

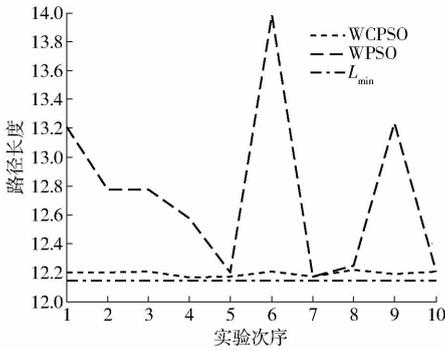


图5 实验对比结果

Fig. 5 Comparison of experimental results

的对比可以很直观地看出本文改进算法鲁棒性好、路径规划精度高的特性。

4 结束语

为了解决目前粒子群算法中因存在搜索精度低、搜索停滞等现象,导致在机器人路径规划中不易获得最优路径的问题,本文对传统的粒子群算法进行改进,使用三角函数变化规律自适应地调整算法中的各个参数。与传统的线性自适应参数相比,基于三角函数规律变化的参数能够更准确地模拟在算

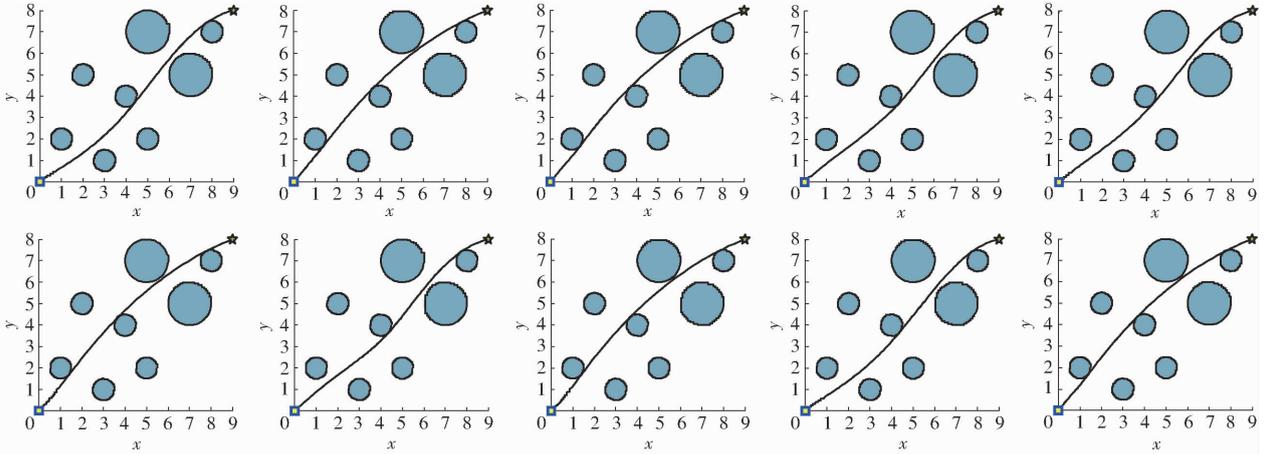


图6 改进算法路径规划结果

Fig. 6 Path planning results of improved algorithm

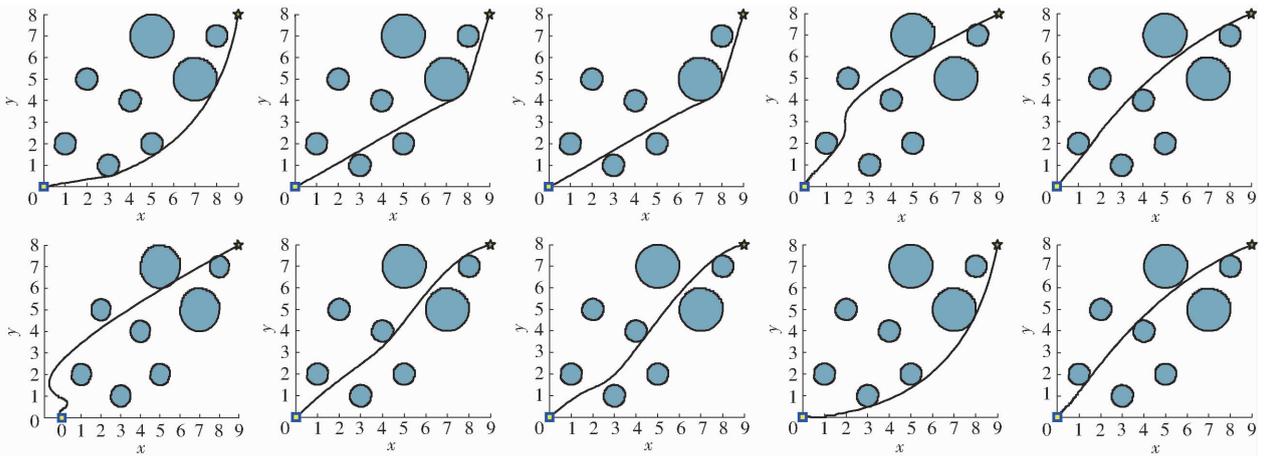


图7 WPSO 路径规划结果

Fig. 7 Path planning results of WPSO

法迭代过程中各个参数的变化趋势,使得各参数的大小配合达到最佳,从而使得各参数的作用充分发挥。通过在引入的母鸡和小鸡更新方程中使用全局

最优解,对搜索停滞的粒子进行扰动,增加了粒子多样性,避免了搜索停滞的问题,实验结果表明改进的算法具有一定的应用价值。

参 考 文 献

- 1 YANG J, LI L. Improved biogeography-based optimization algorithm for mobile robot path planning[C] // Proceedings of 2017 Chinese Intelligent Systems Conference, 2018.
- 2 EMHARRAF M, SABER M, RAHMOUN M, et al. Online local path planning for mobile robot navigate in unknown indoor environment[C] // Proceedings of the Mediterranean Conference on Information & Communication Technologies (Med CT2015), 2015, 2: 69 - 76.

- 3 QU Y, ZHANG Y, ZHANG Y. A global path planning algorithm for fixed-wing UAVs[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2018,91(3-4):691-707.
- 4 DAI B, XIAO X M, CAI Z X. Current status and future development of mobile robot path planning technology[J]. *Control Engineering of China*, 2005,12(3):198-202.
- 5 曾祥鑫,关英姿,晏卓,等. 自由漂浮空间机器人最小基座扰动路径规划[J]. *光学精密工程*, 2017,25(12):67-73.
ZENG Xiangxin, GUAN Yingzi, YAN Zhuo, et al. Path planning for minimizing base disturbance of free-floating space robot[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017,25(12):67-73. (in Chinese)
- 6 黄辰,费继友,刘洋,等. 基于动态反馈 A* 蚁群算法的平滑路径规划方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2017,48(4):34-40.
http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170404&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.04.004.
HUANG Chen, FEI Jiyu, LIU Yang, et al. Smooth path planning method based on dynamic feedback A* ant colony algorithm[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017,48(4):34-40. (in Chinese)
- 7 颜雪松,胡成玉,姚宏,等. 精英粒子群优化算法及其在机器人路径规划中的应用[J]. *光学精密工程*, 2013,21(12):3160-3168.
YAN Xuesong, HU Chengyu, YAO Hong, et al. Elite particle swarm optimization algorithm and its application in robot path planning[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013,21(12):3160-3168. (in Chinese)
- 8 许斯军,曹奇英. 基于可视图的移动机器人路径规划[J]. *计算机应用与软件*, 2011,28(3):220-222.
XU Sijun, CAO Qiyang. A visibility graph based path planning algorithm for mobile robot[J]. *Computer Applications and Software*, 2011,28(3):220-222. (in Chinese)
- 9 DAN W, HUANG X H, ZHOU W. Path planning of mobile robot based on improved artificial potential field[J]. *Journal of Computer Applications*, 2010,30(8):2021-2023.
- 10 FILIPPIS L D, GUGLIERI G, QUAGLIOTTI F. Path planning strategies for UAVs in 3D environments[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2012,65(1-4):247-264.
- 11 蔡健荣,赵杰文,THOMAS R,等. 水果收获机器人避障路径规划[J]. *农业机械学报*, 2007,38(3):102-105.
CAI Jianrong, ZHAO Jiewen, THOMAS R, et al. Path planning of fruits harvesting robot[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007,38(3):102-105. (in Chinese)
- 12 MENG X, LIU Y, GAO X, et al. A new bio-inspired algorithm: chicken swarm optimization[C]// *Advances in Swarm Intelligence*. ICSI 2014, 2014:86-94.
- 13 MA Q, LEI X. Dynamic path planning of mobile robots based on ABC algorithm[C]// *International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*. Springer-Verlag, 2010:267-274.
- 14 惠晓滨,郭庆,吴娉娉,等. 一种改进的狼群算法[J]. *控制与决策*, 2017,32(7):1163-1172.
HUI Xiaobin, GUO Qing, WU Pinpin, et al. An improved wolf pack algorithm[J]. *Control and Decision*, 2017,32(7):1163-1172. (in Chinese)
- 15 MENG X B, GAO X Z, LU L, et al. A new bio-inspired optimisation algorithm: bird swarm algorithm[J]. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2016,28(4):673-687.
- 16 SHI Y, EBERHART R C. Parameter selection in particle swarm optimization[C]// *International Conference on Evolutionary Programming Vii*, 1998:591-600.
- 17 敖永才,师奕兵,张伟. 自适应惯性权重的改进粒子群算法[J]. *电子科技大学学报*, 2014,43(6):874-880
AO Yongcai, SHI Yibing, ZHANG Wei, et al. Improved particle swarm optimization with adaptive inertia weight[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2014,43(6):874-880. (in Chinese)
- 18 姜建国,田旻,王向前,等. 采用扰动加速因子的自适应粒子群优化算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2012,39(4):74-80.
JIANG Jianguo, TIAN Min, WANG Xiangqian, et al. Adaptive particle swarm optimization algorithm via disturbing acceleration coefficients[J]. *Journal of Xidian University*, 2012,39(4):74-80. (in Chinese)
- 19 GONG D, ZHANG J, ZHANG Y. Multi-objective particle swarm optimization for robot path planning in environment with danger sources[J]. *Journal of Computers*, 2011,6(8):1554-1561.
- 20 吴高超. 基于粒子群算法的路径规划问题研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2016.
WU Gaochao. The research on path planning based on particle swarm optimization algorithm[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2016. (in Chinese)
- 21 SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]// *IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*, 1998:69-73.
- 22 王志中. 基于改进粒子群算法的机器人路径规划[J]. *工艺与检测*, 2018(2):150-154.
WANG Zhizhong. Robot path planning based on improved particle swarm algorithm[J]. *Technology and Test*, 2018(2):150-154. (in Chinese)