

文章编号 1004-924X(2013)12-3160-09

精英粒子群优化算法及其在机器人路径规划中的应用

颜雪松¹, 胡成玉¹, 姚 宏¹, 伍庆华^{2*}

(1. 中国地质大学 计算机学院, 湖北 武汉 430074; 2. 武汉工程大学 计算机科学与工程学院, 湖北 武汉 430073)

摘要:针对标准粒子群优化(PSO)算法容易陷入局部最优的缺点,提出了一种基于标准 PSO 算法的新算法。该算法通过引入新的更新函数和精英选择策略,可在保持较高收敛速度的同时,降低陷入局部最优的可能性。与标准 PSO 算法相比较,不仅扩大了搜索空间,并且复杂度也不高。研究结果证明该算法更容易引导,而且具有更高效的全局搜索能力,展示了较高的效率和鲁棒性。将该算法用于解决机器人路径规划问题并进行了仿真实验,结果显示,与传统的方法相比,新算法在机器人路径规划问题上能获得更加准确的路径,而且计算时间可以缩短 15%,比其他算法更有效。

关键词:粒子群优化算法;机器人路径规划;标准测试函数

中图分类号:TP301.6;TP242.6 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132112.3160

Elite particle swarm optimization algorithm and its application in robot path planning

YAN Xue-song¹, HU Cheng-yu¹, YAO Hong¹, WU Qing-hua^{2*}

(1. School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430073, China)

* Corresponding author, E-mail: wuqinghua@sina.com

Abstract: To overcome the shortcomings of standard Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm that is easy to trapp into a local optimum, the improved PSO was proposed based on the standard PSO. By inducing the renewal functions and a best selecting strategy, the improved algorithm could keep the fast convergence speed and reduce the possibility of trapping into a local optimum. As compared the standard PSO, the improved algorithm not only enlarges the searing space but also shows lower complexity. Obtained results prove that the algorithm is easy to be induced and has a higher global searching ability in high efficiency and better robustness. The improved algorithm was applied to solving the robot path planning problem. The simulation experiments show that the improved algorithm can get more accurate path in the robot path planning and its calculation time can reduced by 15% as compared with that of traditional methods. These results prove the feasibility and efficiency of the improved algorithm.

Key words: particle swarm optimization; robot path planning; benchmark function

收稿日期:2013-08-13;修订日期:2013-09-12.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61272470, No. 61203307, No. 61305087);湖北省自然科学基金资助项目(No. 2012FFB04101)

1 引言

发展和应用基于自然进化原则的搜索技术是当前研究中的一个重要领域。进化可以看作是一群个体随着时间的变化而改变其自身的基因组合。在一个简化的形式中,进化可以看作是繁殖的连续过程和基因变异,然后通过自然选择得到的结果,允许最优个体生存和繁殖,从而将他们的基因物质遗传给后代。我们将把这个作为起点,引入演化计算。自然选择理论提出,现如今存在的植物和动物是适应了几百万年的环境要求的结果。在任何给定的时间,一个生态系统中有许多不同种类的生物并存,并且竞争生态系统中的相同资源。最有能力获得资源和成功孕育下一代的生物在将来会有大量的后代;而那些能力较弱的生物,不论是何种原因,未来的后代将会越来越少。前者比后者更能适应环境,而且使得前者更加适应环境的区分特性会让后者选择此种特性遗传。随着时间的推移,生态系统的整个群体朝着包含那种生物体进化,平均而言,比群体中的前几代更加适应环境,因为它们表现出的这些特性更多,容易促进生存。演化计算已经广泛应用于科学和工程的各个领域,其中,演化算法已被证明是有效的全局优化方法。一般来说,对于那些非连续的、不可微分的、多模式的、多噪声的和未明确定义的问题,演化算法优于传统的优化算法,例如艺术设计、音乐作曲和实验设计等^[1]。此外,演化算法也适用于多准则问题。

在计算智能领域,群体智能是一个重要的研究课题,它基于分散和自组织系统的集群行为。由模拟真实世界的动物行为的群体构成。现如今,已有很多群体智能优化算法,例如遗传算法、粒子群优化(PSO)算法、蚁群算法、蜂群算法、差分演化算法、鱼群算法等等。由于概念简单,易于实现和收敛速度快,粒子群优化算法获得了许多关注,而且已经成功地应用于各种各样的优化问题领域。

PSO 算法是一种智能技术,1995 年最先由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士提出,在鸟群、鱼群和人类社会的行为规律中受到启发而发展起来^[2]。如果将 PSO 算法与遗传算法进行比较,可以发现他们都是在群体操作的基础上进行调整

的。但是 PSO 算法不依赖于遗传算子去操作个体,例如选择算子、杂交算子和变异算子,而是通过个体间的信息交流来优化群体。PSO 算法是通过一组随机初始化的解反复搜索而得到其最优的解。PSO 算法一经提出就引起了优化领域学术界的广泛关注,并且在短短几年内成为了研究的焦点。大量的科学成就出现于这些领域^[3-5]。通过大量的研究和实验证明,PSO 算法是一种高效的优化算法^[6-10]。PSO 算法是元启发式算法,它可以优化那些有很少或几乎没有假定的问题,而且在可选解中能搜索很大的空间。然而,像 PSO 这样的元启发式算法不能保证每次找到的解都是最优的。更具体的说,PSO 算法不是用问题的梯度进行优化的,这说明 PSO 算法不象传统的优化方法那样要求优化问题是可微分的,如梯度下降法和拟牛顿法。因此,PSO 算法也可以应用于不规则的、多噪声的和随时间变化的优化问题。

机器人路径规划是一个 NP 问题^[11],传统的优化方法对它来说不是很有效,而且容易陷入局部最小值。目前已经提出了很多算法来解决 NP 难题:他们中的一些算法(基于动态规划或基于分支界定者)提供全局最优解;其他的一些算法是启发式算法,求解速度更快,但是不能保证获得的解是最优的。现在,机器人路径规划的研究集中在从起点到目标寻找最优路径。最优性原理在旅行距离中经常作为测量准则^[12]。其他的测量方法也会使用,例如自信度值^[13]。对于行星探测器而言,有效的路径往往是通过行星的斜度或者表面的粗糙度来表示的^[14-15]。

本文设计的算法改进了标准 PSO 算法容易陷入局部最优的缺点,并且提出了一个基于精英选择策略的 PSO 算法(EPHO)。经实验证明,该算法更容易引导,而且具有更高效的全局搜索能力,然后采用这种新算法来求解机器人路径规划问题。

2 粒子群优化算法

PSO 算法是由 Eberhart 和 Kennedy 提出的。PSO 算法提出的灵感来源于鸟类在觅食过程中飞行迁移的过程。它被广泛应用于解决优化问题当中。

标准 PSO 算法是通过一个有候选解决方案(被称作粒子)的群体(被称作一个群)来工作的。这些粒子根据一些简单的公式,在搜索空间里四处移动。搜索空间中已知的粒子自身最好位置和整个群体最好位置,引导着粒子的这种移动。一旦发现更好的位置,它们就会指导群体运动。这个过程将会一直重复,直到发现一个令人满意的解决方案。

一般来说,需要最小化的函数形式上是: $f: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 。这个函数把一个候选解当作一个实数向量形式的参数,然后输出一个实数,这个实数表示了给定解的目标函数值。 f 的梯度是未知的。我们的目标是找到一个解 A ,在搜索空间中,对于所有的 B ,满足 $f(A) \leq f(B)$ 。也就是说,解 A 是全局最小值。我们可以考虑将适应值函数替代为 $h = -f$ 的形式,得到最大值。

在 PSO 算法中,每一个优化问题的潜在解都是搜索空间中的一只“鸟”,称之为“粒子”。每个粒子都有由目标函数决定的适应值。每个粒子的状态包含它的位置和速度,它的速度决定了它的飞翔方向。在解空间中,所有粒子(群)为找到最优解协同搜索。

PSO 是通过更新每个粒子的状态实现搜索目的。在一开始,随机初始化一组粒子(随机解),每个粒子包含有一个特殊位置和速度。每个粒子利用自身经历中记录的最好位置(在公式 1 中被提及)和到现在为止整个群体中的最好位置(在公式 1 中被提及)更新它们的状态(它的速度和位置,引用公式 1 和 2)。这个更新过程,持续到一个开始时就已经设置好的迭代次数的最大值才结束。通过这种迭代更新,PSO 算法将会找到(达到)解空间中的最优解。

因此,每个粒子状态的更新,不仅仅是基于它们自己经历的最好位置(P_{idb}),而且基于整个群(它的同伴)的最好位置。也就是说,粒子在群中分享全局最优的信息(P_{gdb})。明确地说,对于一个粒子 ID,根据下面的公式分别更新它的速度和位置:

$$V_{id}' = \omega V_{id} + \eta_1 rand() (P_{idb} - X_{id}) + \eta_2 rand() (P_{gdb} - X_{id}), \quad (1)$$

$$X_{id}' = X_{id} + V_{id}', \quad (2)$$

其中: ω 被称为惯性权重,这是一个有关于之前速度的比例因子($0 < \omega < 1$)。 η_1 和 η_2 是加速常数,

一般 $\eta_1 = \eta_2 = 2$ 。随机函数 $rand()$ 产生随机数。 X_{id} 表示粒子 id 的位置。 V_{id} 表示粒子 id 的速度。 P_{idb} 和 P_{gdb} 分别表示目前已经找到的粒子 id 的最好位置和整个粒子群的最好位置。

在上面的公式 1 中,第一部分表示了粒子先前速度对现在速度的影响。它能够使粒子在搜索空间里拥有扩展的趋势,从而加大算法的全局搜索能力。第二部分被称为认知部分,它表示粒子吸收个体经验知识的过程。第三部分被称作社会部分,它表示从其他粒子经历中学习的过程。它还展示了粒子间的信息共享和社会合作。

PSO 算法的过程简要描述如下:首先,初始化一组粒子,给每个粒子分配一个随机初始位置 X_{id} 和一个随机初始速度 V_{id} 。然后,计算每个粒子的适应度值 fitness。可以看出,在第一次更新时,每个粒子的最优位置 P_{idb} 是其当前位置 X_{id} 。粒子群的最优位置 P_{gdb} 是能够得到整个种群最好适应度值的最好位置。分别根据公式 1 和公式 2,利用 2 个最好位置,计算得出每个粒子更新后的速度和位置。然后利用每个粒子当前的速度和位置,重新计算其适应度值。根据这些新得出的适应度值,重新计算粒子个体最优位置 P_{idb} 和粒子群全局最优位置 P_{gdb} 。然后,分别根据公式 1 和 2,利用 2 个最优位置,再次更新每个粒子的速度和位置。重复这个过程,直到达到开始设置的迭代次数的最大值。

粒子个体最优位置被用于速度更新公式(公式 1),使该粒子在其个体最优位置 P_{idb} 周围搜索最优值,这是公式 1 中的认知成分。粒子群的最优位置 P_{gdb} 也被用于调节粒子的速度,使粒子向着全局最优位置 P_{gdb} 靠近,这是公式 1 中的社会成分。

PSO 算法最明显的优势在于:粒子群的收敛速度非常快。学者 Clerc^[3] 关于其收敛性已经提供了证明。这里,由于这个特性,可能会导致 PSO 算法有一个致命的弱点。随着迭代次数的不断增加,粒子的速度将会逐渐减小,最终减至 0。这时,整个粒子群将会聚集到解空间的一个点,如果 g_{best} 粒子还没有找到最优解 g_{best} ,整个粒子群将会陷入局部最优;并且粒子群跳出局部最优的能力相当虚弱。目前为止,对于多峰函数,这种状况出现的频率相当高,我们已经通过测试该算法在多模(峰)函数中的应用来验证这些。这里选

择了 3 个多峰函数(如表 1 所示,图 1~图 3 是这 3 个函数的图像)。在表 1 中,S 表示了变量的范围, n 表示函数维度, f_{\min} 表示每个多模(峰)函数的最优值。对于每个多峰函数,运行标准 PSO 算法 100 次。在我们的实验中,当对每个多模(峰)函数运行 100 次时,标准 PSO 算法无法达到最优解。因此,表 2 展示了通过标准 PSO 算法得出的最好值,平均值,和最差值。这些实验结果证实了我们所提出的问题:标准 PSO 算法很容易陷入局部最优。

表 1 3 个多模函数

Tab. 1 Three multimodal functions

函数	S	n	最优值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$(-100, 100)$	30	0
$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (x_i - 100)^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}) + 1$	$(-300, 300)$	30	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	$(-500, 500)$	30	-12 569.5

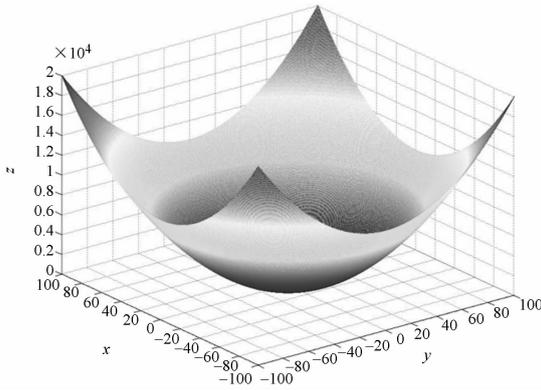


图 1 标准测试函数 f_1

Fig. 1 Benchmark function f_1

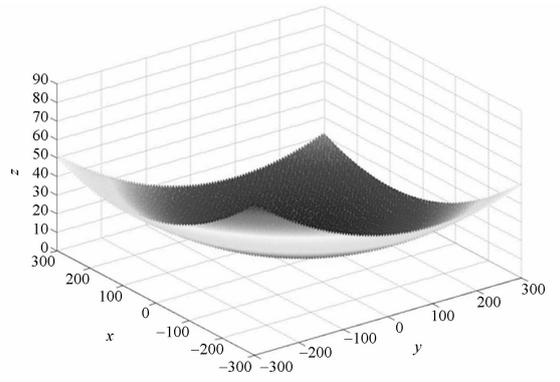


图 2 标准测试函数 f_2

Fig. 2 Benchmark function f_2

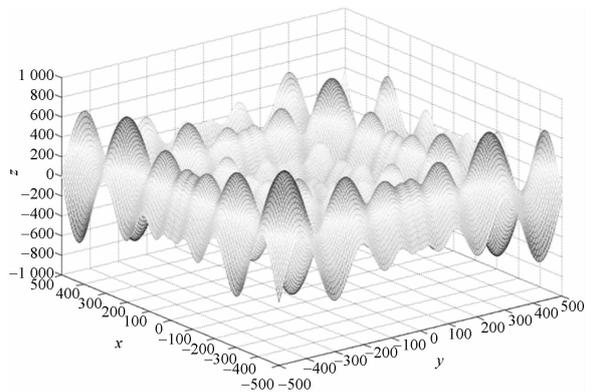


图 3 标准测试函数 f_3

Fig. 3 Benchmark function f_3

3 精英粒子群优化算法

标准的 PSO 算法中,粒子的收敛速度快,但是认知因子和社会因子的调整使得粒子围绕 P_{gdb} 和 P_{idb} 进行搜索。根据速度和位置更新公式,一旦群体中的最优个体陷入局部最优,PSO 算法中的信息共享机制就会渐渐地吸引其他的粒子到达该局部最优点,最后,整个群体就会在该位置收敛。但是,根据速度和位置更新公式(1),一旦整个群体陷入局部最优,它的认知因子和社会因子最后会变为 0。而且,因为 $0 < \omega < 1$ 和随着迭代次数的增加,粒子的速度最后将会置 0,因此整个群体很难跳出这个局部最优位置,而不能获得全局最优解。这一特点会导致一个致命的弱点。随着迭代的不断增加,粒子的速度会渐渐减少,最后到达 0。此时,整个群体就会在解空间中收敛于一点,如果 g_{best} 粒子没有找到 g_{best} ,整个群体就会陷入局部最优。并且群体跳出局部最优的能力相

表 2 3 个多模函数的 PSO 实验结果

Tab. 2 Experimental results of PSO on the three multimodal functions

函数	最好值	平均值	最差值	最优值
f_1	1 495.71	4 224.77	7 032.89	0
f_2	72.51	101.41	123.95	0
f_3	-5 038.62	-4 005.02	-3 233.13	-12 569.5

当的弱。为了克服这个缺点,本文基于 PSO 提出了一个新算法。

3.1 精英选择

标准的 PSO 算法中,每个粒子下一个飞行的方向几乎是确定的,它能朝着最优的个体和整个群体中的最优个体飞行。从以上的结论中可以很容易地知道,这会使得群体陷入局部最优。为了减少陷入局部最优的几率,改进的 PSO 算法引入了精英选择策略。传统的遗传算法经常根据个体的适应值来完成选择操作,在精英选择机制中,前一代的种群会与进行遗传操作生成的新种群进行混合,在混合的种群中根据确定的概率来选择最优的个体。具体的过程如下:

第一步:用杂交和变异算子对种群大小为 N 的种群 P_1 进行遗传操作,生成下一代种群 P_2 ;

第二步:将当前的种群 P_1 与下一代的种群 P_2 进行混合形成临时的种群;

第三步:临时种群根据适应值按降序排列,然后保留最优的 N 个个体形成新的种群 P_1 。

该策略的特点主要集中在以下几个方面。首先是鲁棒性,采用这种选择策略,即使当遗传操作产生更加次等的个体时,它都不会导致个体的适应度降低,因为种群中大部分个体都是原始种群保留下来的。其次是保持了遗传多样性,大种群的操作可以使得种群在演化进程中保持遗传的多样性。第三点就是它的排序方法,它能很好地克服比例项去适应计算规模。改进了的 PSO 算法中的这个策略的过程如下:设置种群的粒子数为 m ,父种群和子种群加起来为 $2m$;从 m 个粒子中随机选择 q 对,对于每个粒子个体 i ,如果粒子 i 的适应值比它对手的适应值小,我们将其选择出来然后标记加 1,最后选择那些标记值最大的粒子作为下一代。实验结果表明,在求解一定函数时,这种策略能大大地减少陷入局部最优的概率。

3.2 改进的更新函数

为了避免陷入局部最优,新算法采用了新的信息共享机制。众所周知,当一整个粒子在解空间中搜索时,它并不知道最优解的准确位置。但是我们不仅可以记录一个个体粒子和整个群体经过的最优位置,而且还可以记录其最差的位置。因此,我们可以使个体粒子避免朝着个体粒子和整个群体所经过的最差的位置方向移动,这肯定会扩大粒子的全局搜索空间,使他们避免过早陷

入局部最优。与此同时,它能提高粒子在搜索空间找到的 g_{best} 概率。在这种新的策略中,粒子的速度和位置更新公式如下:

$$V_{id}' = \omega V_{id} + \eta_1 \text{rand}() (X_{id} - P_{idb}) + \eta_2 \text{rand}() (X_{id} - P_{gdb}), \quad (3)$$

$$X_{id}' = X_{id} + V_{id}', \quad (4)$$

其中: P_{idb} , P_{gdb} 分别表示粒子 id 所找到的最优位置和整个群体所找到的最优位置。

3.3 实验验证

我们使用同样的 3 个多模(峰)函数来测试我们的新算法,实验结果如表 3 所示。从实验结果可以看出新算法能获得更好的解。

表 3 3 个多模函数的 PSO 和 EPSO 实验结果比较

Tab. 3 Experimental results of PSO and EPSO on three multimodal functions

函数	算法	最好值	平均值	最差值	最优值
f_1	PSO	1 495.71	4 224.775	7 032.89	0
	EPSO	8.13×10^{-29}	10.46×10^{-26}	5.08E-24	0
f_2	PSO	72.506 9	101.410 452	123.954	0
	EPSO	12.18×10^{-12}	0.070 377	18.63×10^{-25}	0
f_3	PSO	-5 038.62	-4 005.02	-3 233.13	-12 569.5
	EPSO	-8 535.19	-7 741.27	-5 203.56	-12 569.5

4 基于 EPSO 的机器人路径规划算法

4.1 问题定义

机器人路径规划一般被看作是在配置空间中的一个搜索,这个配置空间是定义在众所周知的配置空间规划^[16-18]之上。 A 是一个单刚体,在欧几里得空间 $W = \mathbf{R}^N$ 中移动, $N = 2$ 或者 3。 O_1, \dots, O_n 是分布在欧几里得空间 W 上的固定刚体,第 O_i 个刚体被称为障碍物。如果我们将 A 称作为 W 空间上的一个聚子集,障碍物 O_1, \dots, O_n 接近于空间 W 的子集, A 的一个配置是 A 中每个点位置在 FW 中的一个规格说明,这里 FW 是笛卡尔坐标系。 A 的配置空间是一个根据 A 的所有可能配置,用 C 来表示的空间。我们用 $A(q)$ 表示在配置 q 上被单刚体 A 占领的 W 的子集。从一个初始配置 q_{init} 到一个目标配置 q_{goal} 的路径是一个连续地图 $\tau: [0, 1] \rightarrow C$, 其中 $\tau(0) = q_{\text{init}}, \tau(1) = q_{\text{goal}}$ 。

工作空间包含有限数量的障碍物,这些障碍

物用 O_i 表示,其中 $i=1,2,\dots,n$ 。每个障碍物 O_i, C 中对于一个区域 $C(B_i)=\{q \in C | A(q) \cap O_i \neq \emptyset\}$ 的地图,这个区域被叫作 C 障碍物,所有 C 障碍物的集合为 C 障碍物区域 $\bigcup_{i=1}^n C(O_i)$,集合 $C_{free} = C \setminus \bigcup_{i=1}^n C(O_i) = \{q \in C \setminus A(q) \cap (\bigcup_{i=1}^n O_i = 0)\}$ 被称作自由空间。在两个配置之间的一个自由冲突路径可以是任意一条连续通路 $\tau: [0,1] \rightarrow C_{free}$ 。

配置空间是一个强大的概念工具,因为它似乎是路径规划问题“存活”的自然空间。这主要是因为一个刚体或是铰接体的任何转化成为配置空间中一个有意义的点。

依照数学的观点^[19],机器人路径规划问题可以被表示为发现目标函数的最优解问题。这个目标函数就是这个路径规划的成本,约束条件是避免碰到障碍物。所以机器人路径规划数学模型的数学表达式是:

$$\begin{aligned} \min f(X), X \in \mathbf{R}^n \\ \text{s. t. } g_i(X) \leq b_i, i=1,2,\dots,p \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $f(X)$ 是目标函数, $g_i(X)$ 是约束条件, p 表示方程中约束条件的数目。

4.2 路径编码

在我们的算法中,为了便于个体和遗传操作的编码,障碍物的头结点,开始结点和目标结点都被称为头结点,我们给这些头结点编号,这样一个路径就可以表示为一组有序的头结点编号,其中开始头结点是 vl ,目标头结点是 vk 。

种群中的每个个体代表一条路径,这条路径起始于初始点,试图到达终点。在这个算法中,我们用链表表示路径的染色体,这样有利于路径进化过程中的插入和删除操作。一条单链表表示一条路径,每条链表有一个头结点,所有头结点形成一个头结点数组。所以染色体的基因(链表元素)表示路径中的结点。图 4 表示了我们算法中的染色体表达方式。

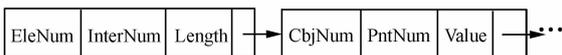


图 4 染色体表示

Fig. 4 Chromosome representation

这里,头结点中,EleNum 表示染色体基因的数目,InterNum 表示关于染色体和障碍物交叉点的数目,Length 表示染色体的长度;在每个基因

中,ObjNum 表示障碍物的编号,PntNum 表示在障碍物 ObjNum 中基因的数目,Value 表示在头结点序列中基因的位置。

4.3 路径评估

适应值函数是演化算法中的一个重要组成部分。对于机器人路径规划问题,如果适应值函数只考虑个体路径的长度是远远不够的,还需要考虑障碍物和个体路径的交叉情况。考虑到这些原因,在本文提出的算法中,适应值函数衡量每条路径的最优性考虑了两个因素:最后机器人和目标点之间的距离,个体和障碍物之间没有交叉的交叉情况。适应值函数公式如下:

$$f(S_i) = \frac{1}{d_2^{-1} \sum_{i=d_1} d(v_i, v_{i+1})} \quad (6)$$

其中: v_{d_1}, v_{d_2} 表示染色体 S_i 中起始结点 s 和目标点 g 的位置。

4.4 算法框架

EPSO 框架(最优路径搜索)描述如下:

第一步:随机初始化粒子 $S(t)$ 的速度和位置, $S(t) = \{S_1(t), S_2(t), \dots, S_i(t)\}$;

当(没有得到令人满意的约束条件)重复步骤。

第二步:评估每个粒子的适应度值。

第三步:对于每个粒子,如果它的适应度值比最好适应度值 P_{idb} 小,那么更新其最好位置 P_{idb} 。

第四步:对于每个粒子,如果它的适应度值比整个粒子群最好适应度值 P_{gdb} 小,那么用这个粒子的适应度值更新粒子群最好适应度值 P_{gdb} 。

第五步:对于每个粒子,根据公式 1 和 2,产生这个粒子的乐观潜在位置 t ;根据公式 3 和 4,产生这个粒子的悲观潜在位置 t' ;

比较 t 和 t' ,然后根据精英选择策略选择出两个位置中更好的那个粒子,并以此更新当前粒子。

第六步:重复直到满足约束条件,否则,转第二步。

4.5 仿真实验

我们对 5 种不同的情况进行了机器人路径规划算法仿真实验,并且在表 5 中和用可视图算法规划路径以及用粒子群算法规划路径所需要的计算时间进行了比较。实验中,障碍物随机产生,算

法运行 50 次,所有实验的运行平台配置为: Intel Core TM2 Duo CPU, 2.26 GHz/4G RAM 笔记本电脑。这个仿真结果显示我们提出的算法比其他两种方法计算速度更快。

表 4 不同算法的时间比较

Tab.4 Comparison of computing time different algorithms

测试例子	计算时间/s		
	可视图法	PSO 算法	EPSO 算法
1	68	36	42
2	125	108	96
3	345	310	267
4	668	542	435
5	1 024	1 001	880

图 5 是传统方法-可视图算法对测试例子 3 的结果,左拐角是开始点,右拐角是目的点,最优路径用绿色线表示。图 6 是用我们提出的算法测试相同例子的结果。图中显示仿真表明我们的算法在解决机器人路径规划问题中更有效,并且该算法可以找到正确路径。

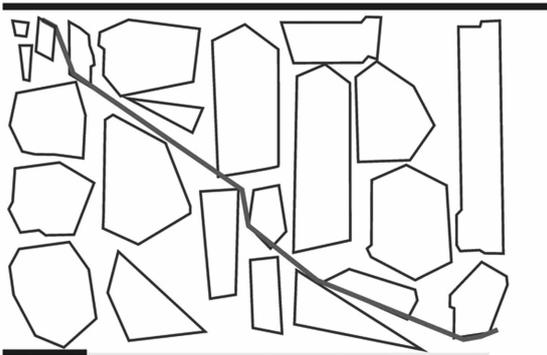


图 5 可视图算法结果

Fig.5 Result of visibility graph algorithm

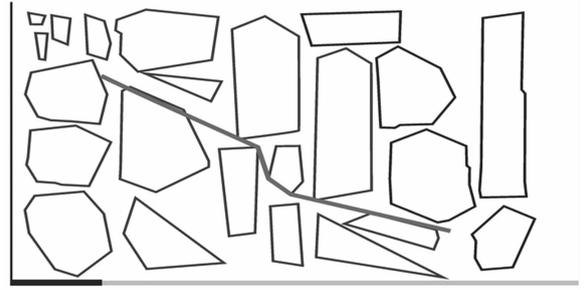


图 6 文中算法的结果

Fig.6 Result for proposed algorithm

5 结 论

本文介绍了一种基于标准 PSO 算法的新算法,相比于标准 PSO 算法,新算法通过引入一个新的更新函数,使粒子向着与最好个体位置和最好粒子群位置相反的方向移动,因而扩大了全局搜索空间,降低了粒子陷入局部最优的可能性;引进了精英选择策略,在保持较高收敛速度的同时,降低了陷入局部最优的可能性。和标准 PSO 算法相比较,新算法扩大了搜索空间,并且复杂度也不高。基于一些多模(峰)标准函数的实验结果和之前记录的研究结果相比较,证明了新算法的有效性、高效率 and 鲁棒性。文中用该新算法解决了机器人路径规划问题,其仿真结果与用可视图以及 PSO 算法所得的仿真结果进行了比较,路径规划时间可提高 15%,路径规划的仿真结果显示新算法比其他两种方法更有效。

参考文献:

- [1] SCHWEFEL H P. *Evolution and Optimum Seeking* [M]. Wiley, 1995.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995: 1942-1948.
- [3] CLARE M, KENNEDY J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space [J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 58-73.
- [4] COELLO C A, LECHUGA M S. A proposal for multiple objective particle swarm optimization [C]. *IEEE Proceedings World Congress on Computational Intelligence*, 2002: 1051-1056.
- [5] KENNEDY J. The particle swarm: social adaptation of knowledge [C]. *Proc. IEEE int. Conf. on evolutionary computation*, 1997: 3003-3008.

- [6] ZHAN Z H, ZHANG J, LI Y, *et al.*. Adaptive particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2009, 39 (6): 1362-1381.
- [7] PEDERSEN M E H, CHIPPRFIELD A J. Simplifying particle swarm optimization [J]. *Applied Soft Computing*, 2010, 10 (2): 618-628.
- [8] ZHAN Z H, ZHANG J, LI Y, *et al.*. Orthogonal learning particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, 15 (6): 832-847.
- [9] CHEN W N, ZHANG J. A novel set-based particle swarm optimization method for discrete optimization problem [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2010, 14 (2): 278-300.
- [10] YAN X S, WU Q H, HU CH Y, *et al.*. Circuit design based on particle swarm optimization algorithms [J]. *Key Engineering Materials*, 2011, 474-476: 1093-1098.
- [11] LIU G, LI T, PENG Y, *et al.*. The ant algorithm for solving robot path planning problem [C]. *Proceedings of 3rd International Conf on Information Technology and Applications*, 2005, 2: 25-27.
- [12] YAHJA A, SINGH S, STENTZ A. An efficient online path planner for outdoor mobile robots [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2000, 32: 129-143.
- [13] NEHMZOW U, OWEN C. Robot navigation in the real world: experiments with manchester's forty two in unmodified large environments [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2000, 33: 223-242.
- [14] HOWARD A, SERAJI H. Vision-based terrain characterization and traversability assessment [J]. *Journal of Robotic Systems*, 2001, 18(10): 577-587.
- [15] GENNERLY D B. Traversability analysis and path planning for planetary rovers [J]. *Autonomous Robots*, 1999, 6: 131-146.
- [16] LATOMBE J C. *Robot Motion Planning* [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [17] de RODRÍGUEZ M B, MORENO J. Heuristic algorithm for robot path planning based on real space renormalization [C]. *Proceedings of the International Joint Conference, 7th Ibero-American Conference on AI: Advances in Artificial Intelligence Table of Contents*, 2000: 379-388.
- [18] BARRAQUAND J, LANGLOIS B, LATOMBE J C. Numerical potential field techniques for robot path planning [J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic*, 1992, 22(2): 224-241.
- [19] DURBIN R, WILLSHAW D. An analogue approach to the traveling salesman problem using an elastic net approach [J]. *Nature*, 1987, 326(6114): 689-691.
- [20] YAN X S, WU Q H. A robot path planning algorithm based on evolutionary algorithm [J]. *The Supplement Issue of Dynamics of Continuous, Discrete & Impulsive Systems, Series B: Applications & Algorithms*, 2007, 14(S4): 66-70.
- [21] YAN X S, WU Q H. A fast evolutionary algorithm for robot path planning [C]. *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Control and Automation*, 2007: 84-87.

作者简介:



颜雪松(1977—),男,江西吉安人,博士,副教授,2003年于中国地质大学获得硕士学位,2006年于武汉大学获得博士学位,主要从事智能计算及应用方面的研究。E-mail: yanxs1999@126.com



胡成玉(1978—),男,湖北枣阳人,博士,副教授,2003年于武汉理工大学获得硕士学位,2010年于华中科技大学获得博士学位,主要从事智能算法研究。E-mail: huchengyucug@gmail.com



姚 宏 (1976—), 男, 湖北武汉人, 博士, 副教授, 2004 年于中国地质大学获得硕士学位, 2009 年于华中科技大学获得博士学位, 主要从事网络优化及应用方面的研究。E-mail: yaohong@cug.edu.cn



伍庆华 (1976—), 女, 湖北松滋人, 博士, 讲师, 2003 年于中国地质大学获得硕士学位, 2011 年于中国地质大学获得博士学位, 主要从事智能计算及应用方面的研究。E-mail: wuqinghua@sina.com

(版权所有 未经许可 不得转载)