

禁忌粒子群算法在几何约束求解中的应用

袁 华¹, 李文辉^{2,3}, 李 娜^{4,5}

(1 长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130011;

2 吉林大学 符号计算与知识工程教育部重点实验室, 吉林 长春 130012;

3 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012; 4 兰州大学 教育学院, 甘肃 兰州 730000;

5 西北师范大学 知行学院, 甘肃 兰州 730070)

摘 要: 约束问题可以转化为优化问题, 针对粒子群优化算法在算法的后期易陷入局部最优的缺点, 提出 TPSO (禁忌粒子群优化算法), 在算法的前期采用粒子群算法快速产生全局最优解信息素的初始分布, 后期引入禁忌搜索算法, 记录已经达到的局部最优解, 在下次搜索中, 不再或者有选择地搜索这些点, 从而跳出局部最优点, 并且在搜索过程中允许接受劣解, 充分利用禁忌搜索的记忆能力及较强的爬山能力, 大大提高了获得全局最优解的概率. 该算法综合了粒子群优化算法的快速性, 随机性和全局收敛性以及禁忌搜索局部寻优的能力. 在确保全局收敛性的基础上, 能够快速搜索到高质量的优化解. 该方法用于几何约束求解的性能明显高于标准粒子群算法, 算法具有良好的优化性能和时间性能.

关键词: 几何约束求解; 粒子群优化算法; 禁忌搜索; 信息素

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)12-0026-04

Tabu - PSO Algorithm for Solving Geometric Constraint Problems

YUAN Hua¹, LI Wen-hui^{2,3}, LI Na^{4,5}

(1 School of Computer Science & Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China;

2 Key Laboratory of Symbol Computation and Knowledge Engineering of the Ministry of Education, Jilin University,

Changchun 130012, China; 3 College of Computer Science and Technology, Jilin University,

Changchun 130012, China; 4 School of Education, Lanzhou Univeristy, Lanzhou 730000, China;

5 Zhixing College, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The constraint problem can be transformed to an optimization problem. Particle swarm optimization (PSO) is a new evolutionary computation technique. Although PSO possesses many attractive properties, but it lacks global search ability at the end of the run. This paper introduces a hybrid approach called the TPSO that simultaneously applies particle swarm optimization (PSO), and tabu search (TS) to create a generally well-performing search heuristics, and combat the problem of premature convergence. In the new algorithm, we consider candidate solutions and their fitness as individuals, which based on their recent search progress, the tabu search cause each particle to reset its record of its best position, to avoid making direction and velocity decisions on the basis of outdated information. The feasibility of the proposed method is demonstrated on Solving Geometric Constraint Problems.

Key words: geometric constraint; Particle swarm optimization algorithm; tabu search; pheromone

1 引言

基于约束的几何自动求解技术, 其核心思想是

将几何求解机械化以智能的思维和方式来进行产品的创建和修改设计. 将设计视为一个约束满足问题, 即在给定一组功能和一组约束的情况下, 产生一个

或一组部件的详细结构化描述,而这产生处理的过程是一个约束逐步满足的计算过程.一个约束描述了一个应该被满足的关系,一旦用户已经定义了一系列的关系,那么在修改参数之后,系统会自动选择合适的状态来满足约束,这种思想方法叫做基于约束的模型.系统解决约束的部分叫约束求解器.

几何约束求解的方法主要有基于代数方法、基于规则的方法和基于图论的几何约束求解方法.基于数值计算方法是首先将几何约束问题转化为一组代数方程,然后运用各种数值计算的方法来求解这组代数方程^[1].文献[2]中提出一种将代数方程组的求解转化成优化问题的极小值求解,然后再用拟Newton法求解这个极小值.因此可以将几何约束问题转化为数值优化问题.

粒子群优化算法是基于群智能的寻优方法,它的特点是群中的个体寻优行为受两个最优解的(个体最优和群体最优)的影响,通过个体之间的传递优良解信息,使个体的寻优更有效.该算法具有快速随机的全局搜索能力,特别是在算法的早期,但也存在着精度较低,易发散等缺点.首先由于整个粒子群都是根据全体粒子和自身的搜索经验向着最优解的方向“飞行”,在较大的动量项系数的作用下,粒子群可能错过最优解,向远离最优解的空间发散^[3],使算法不能收敛;其次,在算法收敛的情况下,由于所有的粒子都向最优解的方向群游,所有的粒子趋向同一,容易陷入局部极小,因此算法后期的收敛速度明显变慢.

针对粒子群优化算法在算法的后期易陷入局部最优的缺点,本文引入了禁忌搜索(Tabu Search, TS)^[4]策略,TS是一种人工智能的优化算法,采用禁忌表,记录已经达到的局部最优点.在下次搜索中,不再或有选择地搜索这些点,从而跳出局部最优点,在搜索过程中允许接受劣解,从而具有较强的“爬山”能力.因此利用TS较好的记忆能力,可以较快地收敛于最优路径上,具有较强的局部搜索能力,但是禁忌搜索算法对初值的依赖性较大,算法初期会由于信息素匮乏,求解速度慢,得到的解质量也不高.

新算法拟将TS和PSO算法融合,算法前过程采用粒子群优化算法进行搜索,充分利用粒子群优化算法的快速性、全局收敛性,全空间地搜索最优解可能存在的区域,当算法接近最优解且进化过程变得足够慢时,及时改变搜索策略,辅之以禁忌搜索算法,克服PSO可能出现的早熟现象,该方法用于几何约束求解的性能明显高于标准粒子群算法.

2 粒子群算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization Algorithm)是一种基于迭代的优化算法,PSO首先初始化粒子群,包括它的随机位置和速度,并且计算出每个粒子的适应度值,然后通过迭代搜索最优解,在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己的运动方向,一个就是粒子本身所找到的最优解,即个体极值 pBest,另一个是整个种群目前找到的最优解,即全局极值 gBest.当有足够好的适应度值或是达到最大迭代次数时,算法终止^[5-6].

假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子的位置表示为一个 D 维的向量 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$;第 i 个粒子的历史最优位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$;整个粒子群迄今为止搜索到的最好位置记为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$;第 i 个粒子的“飞翔”速度也是一个 D 维的向量 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$,决定粒子在搜索空间单位迭代次数的位移.粒子按式(1)、(2)来调整自己的位置^[7]:

$$\begin{aligned} v_{id}^{k+1} &= v_{id}^k + c_1 \text{rand}() (p_{id}^k - x_{id}^k) + \\ &c_2 \text{rand}() (p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ \begin{cases} v_{id} = v_{\max}, v_{id} > v_{\max} \\ v_{id} = -v_{\max}, v_{id} < -v_{\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

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

$1 \leq i \leq m, 1 \leq d \leq D, k$ 为迭代次数($k \geq 0$)

式中,加速常数 c_1 和 c_2 是非负数; $\text{rand}()$ 为在 $[0, 1]$ 间取值的随机函数; $v_{\max}$ 是常数,限制了速度的最大值(由用户设定).当 $v_{\max}$ 较大时,微粒的飞行速度大,有利于全局搜索,但有可能飞过最优解; $v_{\max}$ 较小时,微粒可在特定区域内精细搜索,但容易陷入局部最优.

粒子移动搜索的原理图如图1所示.

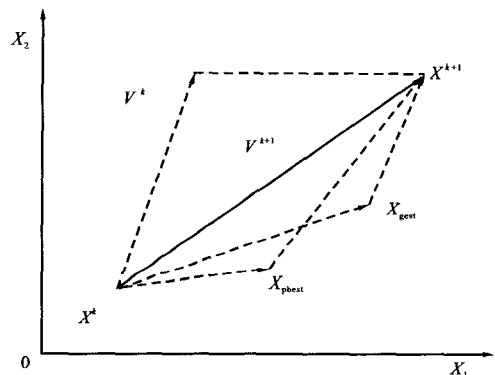


图1 粒子移动原理图

式(1)中第一部分为微粒先前的速度,它使微粒

有在搜索空间中扩张的趋势,从而使算法有全局搜索的能力;第二部分为“认知(cognition)”部分,表示微粒吸取自身经验知识的过程;第三部分为“社会(social)”部分,表示微粒学习其他粒子经验的过程,表现了微粒间信息的共享与社会协作.没有第二部分的模型被称为只有社会部分的模型^[8](Social _ Only Model),该模型收敛速度比较快,但对于复杂问题易陷入局部最优值.没有第三部分的模型被称为只有认知的模型(Cognition _ Only Model),该模型在处理问题时从未得到可以接受的解.

3 几何约束优化模型

设约束方程组 $F(X) = 0$ 为

$$\begin{cases} f_1(x_0, x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ f_m(x_0, x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

$X = (x_0, x_1, \dots, x_n)$ 是描述几何元素的独立参数集,通过对非线性方程组的求解来获得满足设计要求的设计方案.这一思想最早是英国剑桥大学的 Hillyard 提出的^[9],因此约束求解就是求出 X 满足式(4):

$$F(X_j) = \sum_{i=1}^m |f_i| \quad (4)$$

显然如果上式能够得到极小值为零,那么就相当于式(3)的方程组得到满足.因此约束求解问题可以转化为优化问题.优化的目标是求函数的最小值.因此用优化法求解,一定程度上避免了求解非线性方程组迭代过程的不稳定性.

$$\min F(x) = \sum_{j=1}^n \lambda_j |f_j(x)|$$

$$0 < \lambda_j < 1, \text{ 且 } \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1,$$

$$x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_r] \quad a_i \leq x_i \leq b_i$$

式中, λ_j 为非线性目标函数 f_j 的系数,在实际使用时往往取 $\frac{1}{n}$, x_j 为待求变量, a_j, b_j 是实常量,为 x_j 值下限和上限, $i = 1, 2, \dots, r$.

4 粒子群优化算法与禁忌搜索算法的融合

禁忌搜索算法通过引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌表来避免重复搜索,其重要的思想是标记对应已搜索到的局部最优解的一些对象,并在进一步的迭代搜索中尽量避开这些对象,保证对不同有效搜索途径的探索,最终实现全局优化^[10].混合算法是在基于粒子群优化算法的基础上添加禁忌搜索策力,来提高几何约束求解的质量和效率.

算法设计思想:

(1) 对群体进行初始化;

(2) 用粒子群算法进行迭代,搜索出最优个体 x^* ,若经过若干代后,没找到更好的个体,则转(3);

(3) 用禁忌搜索算法进行若干步搜索后,如找不到比 x^* 更好的点,结束.否则,假定找到一点 y ,该点的函数值比 x^* 更好,则产生包含 y 的群体,返回 2.

由于粒子群优化算法和禁忌搜索都是下降算法,因此,混合算法也是下降算法.融合算法描述如下:

```
begin
initialize
while (not terminate - condition) do
begin
for (all individuals)
evaluate fitness
for (PSO particles)
calculate new velocity vectors
switch (Tabu. table) if no recent improvement
move
for (Tabu table)
```

Step 1. Create an initial solution i at random. Set $i^* = i$ and $k = 0$.

Step 2. Set $k = k + 1$ and generate a subset V^* of solutions in $N(i, k)$ such that either one of the tabu conditions $tr(i, m) \in Tr$ is violated ($r = 1, \dots, t$) or at least one of the aspiration conditions $ar(i, m) \in Ar(i, m)$ holds ($r = 1, \dots, a$).

Step 3. Choose a best $j = i \oplus m$ in V^* (with respect to objective function f) and set $i = j$.

Step 4. If $f(i) < f(i^*)$ then set $i^* = i$.

Step 5. Update tabu and aspiration conditions.

Step 6. If a stopping condition is met then stop. Else go to Step 2.

find possible new neighboring solution

compare fitness for the new solution

shift to new solution with probability p

end

end

5 应用实例及分析

图 2 给出了一个几何约束求解设计的设计实例.用户绘制完图形后,可以随时修改图形的尺寸值,系统会实时地按照新的尺寸值更新图形,从而能够方便的实现图形的修改和系列零件的创建.

从表 1 可以看出,TPSO 算法和 PSO 算法在有限的代数内都可以找到最优解.禁忌粒子群优化算

法在更短的时间内求得更精确的解,表明禁忌粒子群算法比粒子群算法具有更高的效率.

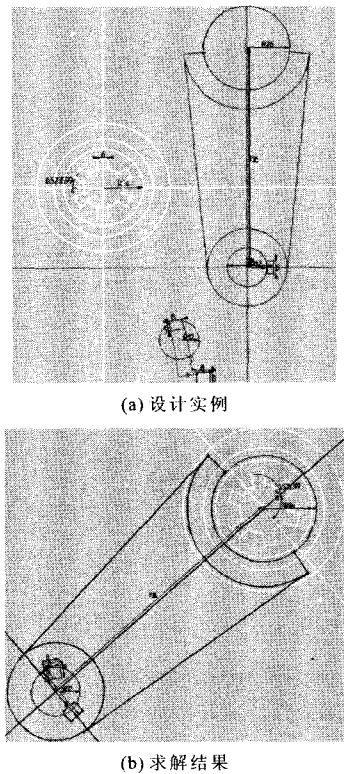


图 2 设计实例

表 1 TPSO 与 PSO 求解几何约束问题的性能比较

算法	平均执行时间/s	最终解的平均执行误差
TPSO	10.8	2.45
PSO	35.5	5.02

从表 2 可以得出禁忌粒子群算法的求解效率比粒子群算法高出 12%.

表 2 不同参数下获得最优解的迭代次数

	算法	结果
1	TPSO	12 113
	PSO	11 605
2	TPSO	18 928
	PSO	18 608
3	TPSO	8 462
	PSO	8 147
4	TPSO	625
	PSO	613
5	TPSO	15 377
	PSO	15 055
6	TPSO	12 113
	PSO	11 605

6 结束语

算法利用粒子群优化算法自身的规律进行搜

索,在优化过程中不断缩小搜索空间,并引入禁忌搜索算法进一步优化,用禁忌搜索算法良好的局部搜索能力进一步提高搜索精度,容易跳出局部最优解,具有更高的搜索效率. TPSO 搜索速度快,计算精度高,结构简单,将其应用于几何约束求解,证明其综合性能优于单纯的粒子群优化算法.

参考文献:

[1] 袁波. 几何约束求解技术研究[D]. 北京:清华大学,1999.

[2] Ait Aoudia S, Jegou R, Michelucci D. Reduction of constraint systems[C]// Proceedings of Third International Conference On Computational. Graphics and Visualization Techniques. Alvor, Portugal: ACM Press, 1993:83—92.

[3] Eberhart C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]// Proceeding of 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: IEEE Press, 1995:39—45.

[4] Alturki U, Fedjki C, Andijani A. Tabu search for a class of single-machine scheduling problems[J]. Computers & Operations Research, 2001, 28: 1223—1230.

[5] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995:1942—1948.

[6] Parsopoulos K, Vrahatis M. Particle swarm optimizer in noisy and continuously changing environments[C]// Artificial Intelligence and Soft Computing. ICancun, Mexico: IASTED/ACTA Press, 2001:289—294.

[7] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C]// IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage, Alaska: IEEE Press, 1998:69—73.

[8] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation. San Diego, CA: IEEE Press, 2000:84—88.

[9] Hillyard R, Braid I. Analysis of dimension and tolerances in computer-aided mechanical design[J]. CAD, 1978,10(3):161—166.

[10] Crainic T G, Gendreau M. Cooperative parallel tabu search for capacitated network design[J]. J. Heuristics, 2002,8(6): 601—627.

作者简介:

袁 华 女,(1971—),博士,讲师.研究方向为几何约束求解、计算机图形学、计算机图像处理.

李 娜 女,(1981—),硕士,助教.