

# 基于禁忌搜索的自适应粒子群算法

丁华福<sup>1</sup>, 姜晓伟<sup>2</sup>, 王丽雪<sup>3</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 计算机学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 哈尔滨理工大学 计算机学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;

3. 黑龙江省农垦管理干部学院, 黑龙江 哈尔滨 150090)

**摘要:**针对惯性权重线性递减粒子群算法不能适应复杂的非线性优化搜索过程的问题,提出了一种基于 Sigmoid 函数和聚集距离变化率改变惯性权重的方法。为了解决算法后期易陷入局部最优的缺点,在算法后期引入了具有记忆能力的禁忌搜索算法。改进后的算法不仅综合了粒子群优化算法的快速性、随机性和全局收敛性的优点,而且还具有禁忌搜索局部寻优的能力。测试函数仿真结果表明,改进后的算法不仅较好地避免了陷入局部最优,而且收敛速度也有提高。

**关键词:**粒子群;惯性权重;禁忌搜索

**中图分类号:**TP301.6

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2010)04-0140-04

## Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Tabu Search

DING Hua-fu<sup>1</sup>, JIANG Xiao-wei<sup>2</sup>, WANG Li-xue<sup>3</sup>

(1. Computer Academy of Harbin University of Industry, Harbin 150001, China;

2. Computer Academy of Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;

3. Heilongjiang Agriculture Management Institute, Harbin 150090, China)

**Abstract:** Due to the problem that the linearly decreasing weight of the Particle Swarm Optimization algorithm cannot adapt to the complex and nonlinear optimization process, a new method based on Sigmoid and the rate of cluster focus distance changing inertia weight was proposed. In order to solve its local search ability at the end of the run, the paper introduces tabu search at the end of run. The algorithm combines the particle swarm optimization algorithm of the fast, random and global convergence and the tabu search of local search ability. The experimental results show that the algorithm not only avoids falling into local optimization but also improves the optimal speed.

**Key words:** particle swarm optimization; inertia weight; tabu search

## 0 引言

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[1]</sup>是由 Kennedy 和 Eberhart 等人提出的一类模拟群体智能行为的优化算法。其基本思想来源于对鸟群觅食行为的研究和模拟。它是一种基于迭代策略的优化算法,以粒子对解空间中最优粒子的追随进行解空间的搜索。同遗传算法相比,PSO 的优点在于结构简单、易实现、算法参数简洁。因此,PSO 被广泛地应用于函数优化、神经网络训练、模式识别、模糊系统控制、数据聚类等领域。

虽然同其它群智能算法相比,粒子群算法的优点非常明显,但是粒子群算法也不是万能的,它同样也存在不少缺陷。PSO 是根据全体粒子和自身粒子的搜索经验向最优解决的方向发展,在进化后期收敛速度明显变慢,容易陷入早熟收敛,同时算法收敛精度不高。针对以上暴露的问题,人们已经提出改进粒子群优化算法,如 Shi Y 提出模糊自适应粒子群优化算法<sup>[2]</sup>, Clerc M 提出带约束因子的粒子群优化算法<sup>[3]</sup>,郑小霞、钱锋提出的把粒子群和差分进化算法混合的改进粒子群优化算法等<sup>[4]</sup>。这些改进算法都在一定程度上解决了粒子群算法的缺陷,但同样也是各有优缺点。

文中提出的基于禁忌搜索的自适应粒子群算法,参考了 Shi Y 的思路,在标准 PSO 的基础上,利用聚集距离变化率和 Sigmoid 函数,使惯性权值非线性地减少,并针对 PSO 算法在后期易陷入局部最优的缺点,

收稿日期:2009-08-04;修回日期:2009-11-08

基金项目:国家自然科学基金重点项目(60736014)

作者简介:丁华福(1962-),男,教授,硕士生导师,研究方向为自然语言处理、数据挖掘。

引入禁忌搜索(Tabu Search, TS)策略。禁忌搜索是一种确定性的局部极小突跳策略,可以更好地跳出局部最优的情况。

## 1 粒子群算法及相关概念

PSO算法是受到人工生命研究结果的启发而提出的,其基本概念源于对鸟群捕食行为的研究,其本质是一种大规模随机并行搜索算法。设想这样一个场景:一群鸟在随机搜寻食物,在这个区域里只有一块食物,所有的鸟都不知道食物在哪里,但是它们知道当前的位置离食物还有多远。那么找到食物的最优策略是什么呢?最简单有效的就是搜寻目前离食物最近的鸟的周围区域。PSO从这种模型中得到启示并用于解决优化问题。在PSO中,每个优化问题的潜在解都是搜索空间中一只鸟被称之为一个粒子,每个粒子间相互合作,不存在直接的控制中心,参考自己的既定方向,所经历的最优方向和整个鸟群所公共认识到的最优方向来确定自己的飞行。

PSO算法首先初始化一群随机粒子(随机解),然后通过进化(迭代)找到最优解。每个粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己,一个极值是粒子本身找到的最优位置;另一个极值是整个粒子群目前找到的最优位置。标准粒子群算法的数学表示如下<sup>[5]</sup>:

设搜索空间为 $D$ 维,总粒子数为 $N$ 。 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 为第 $i$ 个粒子的当前位置; $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 为第 $i$ 个粒子的当前飞行速度;第 $i$ 个粒子飞行历史中的最优位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ ,所有粒子的全局最优位置 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$ 。每个粒子的位置按如下公式进行变化:

$$V_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1r_1(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2r_2(p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$X_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D) \quad (2)$$

其中: $w$ 为惯性权重, $w$ 较大时适合于对解空间进行大范围探索, $w$ 较小适于进行小范围开挖;学习因子 $c_1, c_2$ 是常数; $r_1, r_2$ 是 $[0, 1]$ 间的随机数, $v_{id} = [-v_{\max}, v_{\max}]$ ;  $v_{\max}$ 是常数。

引入文献[6]定义的平均聚集距离和最大聚集距离:

$$\text{MeanDist} = \frac{(\sum_{i=1}^m \sqrt{\sum_{d=1}^D (p_{id} - x_{id})^2})}{m} \quad (3)$$

$$\text{MaxDist} = \max_{i=1,2,\dots,m} (\sqrt{\sum_{d=1}^D (p_{id} - x_{id})^2}) \quad (4)$$

其中 $n$ 为粒子总数, $D$ 为每个粒子的维数, $p_{id}$ 为粒子

群目前搜索到的最优位置, $x_{id}$ 为每个粒子目前搜索到的最优位置。

粒子目前的聚集距离的变化率定义为:

$$k = \frac{\text{MaxDist} - \text{MeanDist}}{\text{MaxDist}} \quad (5)$$

每迭代一次就计算一次得到的平均聚集距离和最大聚集距离,这样就得到了此次的聚集距离的变化率,当聚集距离变化率较大时表明粒子的全局搜索较差,要使粒子尽快地进入全局搜索,相反也是一样的。据此可以此次为粒子是应该提高其全局搜索能力还是需提高其局部搜索能力。

## 2 改进的自适应粒子群算法

### 2.1 惯性权重的构造

对于不同的优化问题,如何确定局部搜索能力与全局搜索能力的比例关系,对其求解过程非常重要。在PSO算法中,调节局部搜索能力与全局搜索能力的关键在于惯性权重 $w$ 的设计。

基本PSO算法可看作惯性权值为1的情形,即在式(1)中取 $w = 1$ 。在算法迭代过程中,为使其在全局搜索和局部搜索之间达到最佳平衡,惯性权值 $w$ 可以根据算法不同时期搜索的进展情况而动态调整。为此Shi等在文献[7]中提出了线性递减策略,即在迭代过程中线性地减小 $w$ 的值,并表示为:

$$w = (w_{\max} - w_{\min})(t_{\max} - t)/t_{\max} + w_{\min} \quad (6)$$

其中 $t_{\max}$ 为最大迭代次数; $t$ 为当前的迭代次数; $w_{\max}, w_{\min}$ 分别是初始惯性权重的最大值和最小值。

线性递减粒子群算法在优化方程性能上有明显效果,但是线性递减粒子群算法中的 $w$ 变化只与迭代次数线性相关,不能适应算法运行中的复杂、非线性变化特性。

文中采用文献[8]基于Sigmoid函数改进惯性权重的设计思想,并将聚集距离变化率引入进来。具体公式如下:

$$w = 1/(1 + \exp((\ln 1.5 + \ln 19)(1 - k) * t/t_{\max} - \ln 19)) \quad (7)$$

由于 $w$ 的构造不仅是由迭代次数决定的,还受到聚集距离变化率 $k$ 值的影响。 $k$ 是随着迭代次数的增加逐渐变小的,在算法进化初期,聚集距离变化率较大表明粒子的最大聚集距离和平均聚集距离相差较大,此时粒子的全局搜索较差,故应使粒子尽快进入全局搜索,相反应该提高粒子的局部搜索能力。

### 2.2 引入禁忌搜索策略

禁忌搜索(Tabu Search或Taboo Search,简称TS)的思想最早是由Glover等人在1985年提出的,并由

Glover 在 1986 年、1989 年和 1990 年对该方法作出了进一步的定义和发展。禁忌搜索算法是对局部邻域搜索的一种扩展,是一种全局逐步寻优算法,是对人类智力过程的一种模拟。TS 算法通过引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌准则来避免迂回搜索,并通过藐视准则来赦免一些被禁忌的优良状态,进而保证多样化的有效探索以最终实现全局优化。迄今为止,TS 算法在组合优化、生产调度、机器学习、电路设计和神经网络等领域取得了很大的成功,近年来又在函数全局优化方面得到较多的研究,并仍有发展的趋势。

禁忌搜索算法是模拟人的思维的一种智能搜索算法,即人们对已搜索的地方不会立即去搜索,而去对其它地方进行搜索,若没有找到,可再搜索已去过的地方。禁忌搜索算法从一个初始可行解出发,选择一系列的特定搜索方向(或称为“移动”)作为试探,选择实现使目标函数值减少最多的移动。为了避免陷入局部最优解,禁忌搜索中采用了一种灵活的“记忆”技术,即对已经进行的优化过程进行记录 and 选择,指导下一步的搜索方向,这就是 tabu 表的建立。tabu 表中保存了最近若干次迭代过程中所实现的移动,凡是处于 tabu 表中的移动,在当前迭代过程中是不允许实现的,这样可以避免算法重新访问在最近若干次迭代过程中已经访问过的解,从而防止了循环,帮助算法摆脱局部最优解。另外,为了尽可能不错过产生最优解的“移动”,禁忌搜索还采用“特赦准则”的策略。

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始值的依赖性较大,算法初期会由于信息素匮乏,导致收敛速度的降低,求解速度慢,得到的解质量也不高。而 PSO 算法具有操作简单易实现,全局寻优能力强的优点,但是算法运行到后期时收敛速度较慢,求解精度不高。鉴于上述两算法的特点,在改进后的自适应粒子群算法后期引入具有较强局部搜索能力的 TS 算法,两种算法优势互补,很好地解决了 PSO 搜索后期很难收敛的问题,既加快了收敛速度,又提高了收敛精度。

### 3 禁忌搜索自适应粒子群优化算法及其仿真实验

#### 3.1 算法描述

Step1: 初始化种群规模,粒子维数,粒子位置,禁忌表,最大迭代次数等。

Step2: 计算个体的适应度值,将粒子的  $p_i$  设置为当前位置,  $p_g$  设置为初始群体中最佳粒子的位置。

Step3: 对粒子群中的所有粒子执行如下操作:

(1) 根据式(1)、(2)更新粒子的位置;

(2) 根据式(3)、(4)、(5)、(7)计算出聚集距离的变化率,从而确定惯性权重  $w$  的值。

Step4: 迭代过程中若解没有改进,则进行下一步;否则转到 step2。

Step5: 利用当前解的邻域函数产生一定数目的邻域解,进行禁忌搜索,并从中选取适应度最高的若干候选解。

Step6: 对每个候选解判断特赦准则是否满足,若满足,则用满足特赦准则的最佳候选解替代当前解,并用与之对应的禁忌对象替代最早进入禁忌表的禁忌对象,同时用该候选解替代 TS 的历史最优解,然后转 step6;否则继续以下步骤。

Step7: 判断候选解对应的各对象的禁忌属性,选择候选解集中非禁忌对象对应的最佳状态替代当前解,用与之对应的禁忌对象替代最早进入禁忌表的禁忌对象元素。

Step8: 判断是否达到最大迭代次数  $T$  或满足收敛条件;若为否,转到 step2。若满足条件,输出  $p_g$ ,算法运行结束。

#### 3.2 仿真实验

文中采用三组经典基准函数 Sphere, Rastrigrin 和 Rosenbrock 进行测试分析。测试函数定义如下:

(1) Sphere 函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

单峰二次函数,全局极小点在  $x^* = (0, 0, \dots, 0)$ , 全局极小值为  $f(x^*) = 0$ ;

(2) Rastrigrin 函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_d) + 10)$$

多峰函数,全局极小点在  $x^* = (0, 0, \dots, 0)$ , 全局极小值为  $f(x^*) = 0$ ;

(3) Rosenbrock 函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$$

非凸病态函数,全局极小点在  $x^* = (0, 0, \dots, 0)$ , 全局极小值为  $f(x^*) = 0$ ;

实验参数设置为: 群体粒子数取 30; 加速因子  $c_1 = c_2 = 1.4962$ ; 最大迭代次数为  $T$ 。

三组函数不同迭代次数下的优化结果如表 1~3 所示。可以看出文中给出的 TSPSO 方法比线性惯性的粒子群算法(PSO)在有限的进化代数内能最好地找到该函数的最优解。改进后的算法虽然在前期不如线性递减粒子群算法收敛的速度快,但是在后期跳出局

部最优解的能力比较强。

表 1 Sphere 函数不同迭代次数下的优化结果

算法	PSO	TSPSO
T=100	2.0326	1.9869
T=200	0.7739	1.2582
T=500	3.3341e-005	4.4559e-006
T=700	2.0449e-006	2.6035e-009
T=1000	2.5523e-007	6.2556e-013

表 2 Rastrigrin 不同迭代次数下的优化结果

算法	PSO	TSPSO
T=100	2.7772	2.6898
T=200	1.0031e-002	0.3596
T=500	0.9748e-009	1.6556e-009
T=700	0.6413e-010	2.9024e-010
T=1000	0.4428e-010	4.2896e-014

表 3 Rosenbrock 不同迭代次数下的优化结果

算法	PSO	TSPSO
T=100	4.9322	3.3369
T=200	9.5688e-001	0.6112
T=500	1.2355e-003	5.8628e-004
T=700	6.2669e-004	2.2254e-008
T=1000	2.0582e-004	7.2699e-012

4 结束语

文中利用 Sigmoid 函数和聚集距离变化率改进惯性权重值,使惯性权重不仅与迭代次数相关,还与聚集距离变化率相关,从而更好地决定是进行全局搜索还是局部搜索,并在后期引入禁忌搜索算法进一步优化。新算法将 TS 和 PSO 融合,算法的前一过程采用自适

应粒子群优化算法进行搜索,充分利用其快速性、随机性和全局收敛性,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的足够慢时,及时改变搜索策略(禁忌搜索算法)克服 PSO 可能出现的早熟现象。对 3 个典型函数的测试结果表明,改进后的粒子群算法不仅解决了 PSO 算法容易陷入局部最优的缺点,收敛速度也快。

参考文献:

[1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//In: Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, WA: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.

[2] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]//In: Proc of the Congress on Evolutionary Computation. Seoul, Korea: IEEE Service Center, 2001: 101-106.

[3] Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]//In: Proc of the Congress of Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1999: 1951-1957.

[4] 郑小霞, 钱 锋. 一种改进的微粒群优化算法[J]. 计算机工程, 2006, 32(15): 25-27.

[5] Shi Y, Eberhart R C. Particle swarm optimization: developments, applications and resource[C]//In: Proc of Congress on Evolutionary Computation. Seoul, Korea: IEEE Service Center, 2001: 81-86.

[6] 李 宁, 孙德宝. 带变异算子的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(17): 12-14.

[7] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//In: International Conference on Evolutionary Computation. Washington, USA: IEEE, 1999: 1945-1950.

[8] 田东平, 赵天绪. 基于 Sigmoid 惯性权值的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(12): 3058-3061.

《计算机技术与发展》投稿要求

- (1)新投稿可通过 Email 发至本刊电子信箱: ctad@vip.163.com。投稿前请作者自审一遍, 论文要求主题突出、用语规范、层次清楚、结构严谨、文字精练、文理通顺、逻辑性强。
- (2)论文题目不超过 20 个汉字。
- (3)作者姓名及作者所在单位部门、城市、邮政编码(多位作者不在同一单位应分别开列)。
- (4)摘要须从目的、方法、结果、结论 4 个方面阐述, 200 字以上。
- (5)关键词 3~8 个为宜。

- (2)~(5)项内容必须中、英文具备。
- (6)作者简介: 姓名、出生年、性别、学位、研究方向; 导师简介: 姓名、职称、研究方向。
- (7)参考文献至少有 12 个, 其中期刊 6 个、外文 3 个。
- (8)若是中国计算机学会(CCF)会员(高级会员、普通会员、学生会会员), 请注明会员号(凡第一作者为 CCF 会员, 将享受 85 折的版面费优惠)。
- (9)投稿时请写明详细通信地址、邮政编码、联系电话、Email 信箱等。稿件经初审通过后, 40 天内以电子邮件的方式通知作者处理意见。稿件刊登后赠送样刊 2 本。