

基于多样性指标的两群替代微粒群优化算法

毛恒, 王永初

(华侨大学机电及自动化工程学院, 泉州 362021)

摘要: 粒子群优化算法是进化计算领域中的一个新的分支。该算法简单且功能强大, 但是粒子群优化也容易发生过早收敛的问题。该文提出一种两群替代微粒群优化算法, 该方法将微粒分成不同的两分群进行搜索寻优。搜索一定次数后, 每一次迭代首先判断微粒群的多样性是否低于一个阈值, 若低于则按照黄金分割率用一分群中若干优势微粒取代另一分群中的劣势微粒。对3种常用函数的优化问题进行测试和比较, 结果表明, 该两群替代微粒群优化算法比基本微粒群优化算法更容易找到全局最优解, 优化效率和优化性能明显提高。

关键词: 微粒群优化算法; 两群替代微粒群优化算法; 多样性指标; 黄金分割率

Two Sub-swarms Substituting Particle Swarm Optimization Algorithm with Diversity-based Rule

MAO Heng, WANG Yong-chu

(College of Mechanical Engineering & Automation, Huaqiao University, Quanzhou 362021)

【Abstract】 The particle swarm optimization algorithm is a new branch in evolution computing field. This algorithm is simple and effective, and is easy in premature convergence. In this paper, Two Sub-swarms Substituting Particle Swarm Optimization algorithm(TSSPSO) is proposed. The new algorithm assumes that particles are divided into two sub-swarms to search and find optimization. After several iteration, it can be estimated whether the diversity of the swarm is under a threshold or not. If it is true then some bad particles of one sub-swarm are replaced with some good particles of another sub-swarm. The number of the replaced swarm is gained by the golden division. Both TSSPSO and Particle Swarm Optimization algorithm (PSO) are used to resolve three well-known and widely used test functions' optimization problems. Results show that TSSPSO has greater efficiency, better performance and more advantages than PSO in many aspects.

【Key words】 Particle Swarm Optimization algorithm(PSO); Two Sub-swarms Substituting Particle Swarm Optimization algorithm(TSSPSO); diversity-based rule; golden division

粒子群优化(PSO)算法是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种进化计算技术^[1-2], 其基本思想源于对鸟群捕食行为的研究。该算法对于单调函数、严格凸或单峰函数, 能在初始时很快向最优值行进, 但在最优值附近收敛较慢。对于多峰函数, 则容易出现所谓“早熟”现象, 即局部收敛^[3]。粒子群算法出现“早熟”现象的主要原因是缺乏种群多样性。本文提出一种基于多样性指标的两群替代微粒群优化算法(Two Sub-swarms Substituting PSO with Diversity-based rule, TSSPSO_D), 并采用适应度变化率作为是否进行替代的判断指标, 用4种常用优化函数进行测试并和基本 PSO 进行比较, 结果说明该算法的优化效率和优化性能明显提高。

1 基本 PSO 原理

微粒群算法是一种基于迭代模式的优化算法, 最初被用于连续空间的优化。在连续空间坐标系中, 微粒群算法的数学描述如下^[4]:

设微粒群体规模为 N , 其中每个微粒在 D 维空间中的坐标位置可以表示为

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})$$

微粒 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 的速度定义为每次迭代中微粒移动的距离, 用

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}, \dots, v_{iD})$$

表示。

微粒 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 在第 $d(d=1, 2, \dots, D)$ 维子空间中的飞

行速度 v_{id} 根据下式进行调整:

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 \text{rand}_1() (p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}_2() (p_{gd} - x_{id}) \quad (1a)$$

$$\begin{cases} v_{id} = v_{\max}, & \text{if } v_{id} > v_{\max} \\ v_{id} = -v_{\max}, & \text{if } v_{id} < -v_{\max} \end{cases} \quad (1b)$$

在式(1a)中, p_{gd} 是整个微粒群的历史最优位置记录, 它与当前微粒的位置之差被用于改变当前微粒向群体最优值运动的增量分量, 此增量还需进行一定程度的随机化(运用 $\text{rand}_1()$ 随机发生器); p_{id} 是当前微粒的历史最优位置记录, 类似地, 它与当前微粒的位置之差也被用于该微粒的方向性随机运动设定($\text{rand}_2()$ 亦为随机发生器); ω 为惯性权重; c_1, c_2 为加速常数(通常情况下, $c_1 = c_2 = 2$)。 $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ 产生(0,1)之间的一个随机数。

在式(1b)中, 对微粒的速度 v_i 进行了最大速度限制。如果当前对微粒的加速将导致它在某维的速度分量 v_{id} 超过该维的最大速度限额 v_{\max} , 则该维的速度被限制为最大速度 v_{\max} 。它决定了微粒在解空间中的搜索精度, 如果 v_{\max} 太高, 微粒可能会飞过最优解; 如果 v_{\max} 太小, 微粒容易陷入局部

基金项目: 国务院侨务办公室科研基金资助项目(03QZR13)

作者简介: 毛恒(1978-), 男, 博士研究生, 主研方向: 人工智能, 过程检测与控制; 王永初, 教授、博士生导师

收稿日期: 2007-03-21 **E-mail:** maoring@hqu.edu.cn

搜索空间而无法进行全局搜索。

微粒通过式(2)调整自身的位置:

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

微粒的运动由上述方程共同作用。微粒的运动速度增量与其历史飞行经验和群体飞行经验相关,并受最大飞行速度的限制。这样的运动模式可以被用于各类寻优问题求解。

上面所述的就是全局型的 PSO 算法。另外,也可以不用整个群体而是用其中一部分作为粒子的邻居,那么在所有邻居中的极值就是局部最优值 p_{id} , 这样,微粒 $i(i=1,2,\dots,N)$ 在第 $d(i=1,2,\dots,D)$ 维子空间中的飞行速度 v_{id} 根据下式进行调整,即局部型 PSO 算法^[5]:

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 rand_1() (p_{id} - x_{id}) + c_2 rand_2() (p_{gd} - x_{id}) \quad (3)$$

其中的 $\omega, c_1, c_2, rand_1, rand_2$ 意义和前面所述的相同。微粒自身位置的调整同式(2)。在本文中惯性权重 ω 按照式(4)随迭代数线性递减。

$$\omega = \omega_{\text{start}} - \frac{t_diedai(\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}})}{t_diedai_max} \quad (4)$$

其中, ω_{start} 是惯性权重 ω 的起始值; ω_{end} 是惯性权重 ω 的结束值; t_diedai 是当前的迭代次数; t_diedai_max 是最大迭代次数。

2 黄金分割优化的 TSSPSO

2.1 算法原理

全局型的 PSO 算法收敛速度较快,但是较容易陷入局部最优;局部型的 PSO 算法收敛速度较慢,但是相对不容易陷入局部最优。如果采用两个微粒分群,一个使用全局型 PSO 算法进行寻优,另一个使用局部型 PSO 算法进行寻优,两个微粒群在搜索寻优的过程中,先进行一定数目 n_bit 次的迭代以保证两个分群都有一定的初始寻优,此后的每一次迭代通过对多样性指标 $Diversity$ 和一个阈值 thr 进行比较判断全局型微粒分群是否达到了早熟,如果判断达到了早熟则以一定的替代率用局部型分群中若干优势微粒替代全局型分群中相同数目的劣势微粒。

这样在整个搜索过程中,一方面保持了全局型 PSO 算法较快的收敛速度,另一方面优势微粒不断地补充进来而劣势微粒不断地被淘汰,使得微粒群始终保持在搜索状态,不会因为遇到局部极值点而停止不动,从而降低了整个微粒群收敛于局部极值点的可能性。

在每次替代中进行替代的微粒数是通过黄金分割率这种数学比例关系所计算出来的。所谓黄金分割率^[6]就是在单位长度线段上,求一点 x , 使得较长一段与单位线段之比等于较短一段与较长的一段之比,即

$$\frac{x}{l} = \frac{l-x}{x} \Rightarrow x^2 + lx - l^2 = 0 \Rightarrow x = 0.618l \quad (5)$$

人们常将 0.618 称为黄金分割点。黄金分割率体现了事物内部关系的和谐与均衡,在生物学界已有充分的体现,而 PSO 是一种模拟生物进化过程的算法,极有可能隐藏着黄金分割率,为此本文中的替代率采用了该规律来计算,以提高本文算法的寻优效率。

多样性指标的计算^[7]

$$Diversity = \frac{1}{|N| \times |L|} \sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{id} - \bar{x}_d)^2} \quad (6)$$

其中, $|L|$ 是搜索空间中最长的对角线的长度; \bar{x}_d 是微粒群各微粒位置在第 d 维的平均值。

2.2 算法流程

基于多样性指标的两群替代微粒群优化算法 TSSPSO_D 的操作步骤如下:

(1)随机初始化两个微粒分群中每个粒子的位置和速度,初始化设置每分群微粒个数 N 、最大迭代次数 t_diedai_max 、惯性权重 ω 的起始值 ω_{start} 和结束值 ω_{end} 、加速系数 c_1, c_2, c_3 、微粒邻域中微粒的个数 n 、速度的最大值 v_{max} 、初始寻优次数 n_bit 、多样性的阈值 thr 。

(2)评价全局及局部搜索微粒群中各微粒的初始适应值、把初始个体历史最好位置及相应的适应度值保存好,并保存初始全群历史最佳位置和相应的适应度值和保存局部微粒的历史最佳位置和相应的适应度值。

(3)分别根据根据式(1a)和式(3)计算各分群微粒新的速度,并依据式(1b)对各微粒新的速度进行限幅处理。由式(2)计算各微粒新的位置。更新各微粒的个体历史最好位置和相应的最好适应度值;更新全局搜索分群的全群历史最好位置和相应的适应度值;更新局部搜索分群的局部微粒的历史最好位置和相应的适应度值。

(4)结合式(6)计算多样性指标的大小,并判断是否低于所设置的阈值,如果低于则进入步骤(5),否则到步骤(3)继续进行搜索。

(5)对两分群微粒按适应值优劣排序,将局部搜索微粒群中适应度值较好的前 $(1-0.618)N = 0.382N$ 个体与全局搜索微粒群中适应度值较差的后 $0.382N$ 个体进行交换。

(6)若满足停止条件(迭代次数超过最大允许迭代次数),搜索停止,输出全局搜索微粒群的全群历史最好位置和相应的适应度值;否则,返回步骤(3)继续搜索。

3 优化实验及结果讨论

3.1 测试函数及算法参数选择

本文所选用的 3 个测试函数 f_1, f_2, f_3 如表 1 所示。其中,

$$f_1 = -20 \times \exp(-0.2 \times \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + \exp(1)$$

$$f_2 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - A \cos(2\pi x_i)) + A, A = 10$$

$$f_3 = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2)$$

表 1 测试函数

测试函数	名称	搜索空间	最小/最佳位置
f_1	Ackley	$(-30, 30)^N$	$0/(0, \dots, 0)$
f_2	Rastrigrin	$(-5.12, 5.12)^N$	$0/(0, \dots, 0)$
f_3	Rosenbrock	$(-100, 100)^N$	$0/(1, \dots, 1)$

本文中微粒群的参数设置如表 2 所示。

表 2 微粒群参数

算法	N	ω_{max}	ω_{min}	C_1	C_2	C_3	n	n_bit	thr
bps	40	1.8	0.02	1.494 45	1.494 45	1.494 45			
TSSPSO_bGD	40	1.8	0.02	1.494 45	1.494 45	1.494 45	20	51	2.5

而速度的最大值 v_{max} 取为每个测试函数搜索空间的最大边界值。

3.2 测试结果及分析讨论

在本文中对于 3 个测试函数的 50 维和 100 维的形式分别用基本 PSO 算法和基于多样性指标的两群替代微粒群优化算法 TSSPSO_D 作了寻优测试。所得到的测试结果如图 1~图 6 所示,不同的维数采用不同的迭代次数进行寻优。

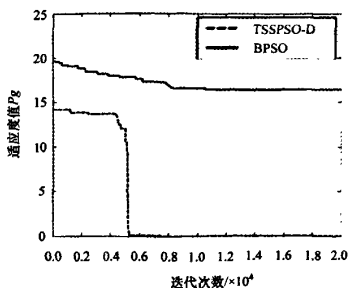


图1 f_1 函数 50 维 20 000 次迭代曲线图

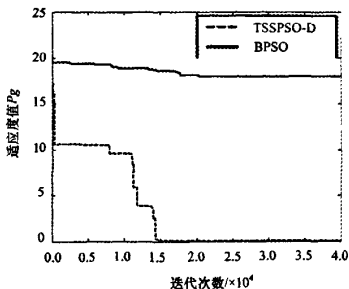


图2 f_1 函数 100 维 40 000 次迭代曲线图

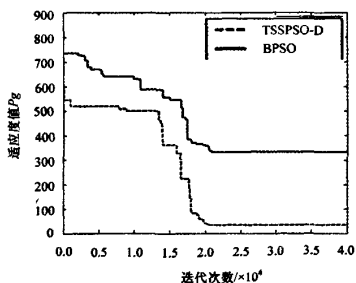


图3 f_2 函数 50 维 40 000 次迭代曲线图

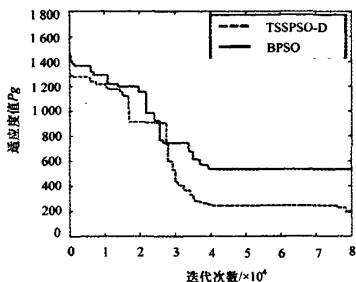


图4 f_2 函数 100 维 80 000 次迭代曲线图

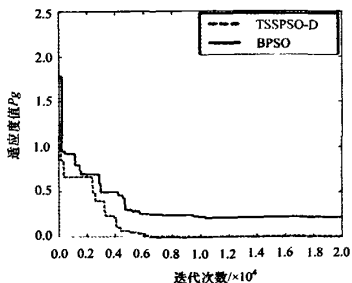


图5 f_3 函数 50 维 20 000 次迭代曲线图

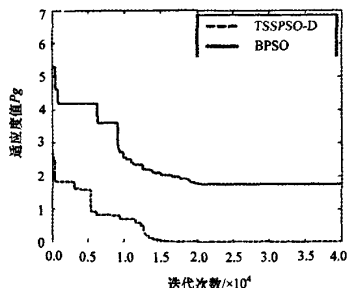


图6 f_3 函数 100 维 40 000 次迭代曲线图

图1~图6中的实线是基本 PSO 算法的适应度值变化图,虚线是本文所提的基于多样性指标的两群替代微粒群优化算法 TSSPSO_D 的适应度值变化图。

从图1~图6可以看出:

(1)TSSPSO_D 算法能够比基本 PSO 算法获得更好的适应度值。

(2)TSSPSO_D 算法在相同的迭代步长情况下其适应度值下降得更快,拥有较快的收敛速度。

(3)TSSPSO_D 算法具有保持群体多样性的功能,所以,其相比较于基本 PSO 算法更不容易陷入早熟,能够从局部最优值逃出,并继续进行搜索寻优,以获得更好的结果。

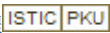
4 结束语

本文提出的基于多样性指标的两群替代微粒群优化算法 TSSPSO_D 通过两个微粒群优劣粒子的替代将全局型 PSO 算法的快速收敛和局部型 PSO 算法的不易早熟的优点结合起来,由多样性指标作为是否发生替代的标准,而替代粒子的数目通过黄金分割律进行计算,通过3个测试函数的测试,表明本文所提的算法在优化效率和优化性能相比较于基本 PSO 算法有较大的改进和提高。

参考文献

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]//Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [2] Eberhart R C, Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory[C]//Proc. of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: IEEE Service Center, 1995: 39-43.
- [3] 谢晓锋, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述[J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 129-134.
- [4] 吴启迪, 汪 镭. 智能微粒群算法研究及应用[M]. 南京: 江苏教育出版社, 2005: 15-16.
- [5] 方红庆, 沈祖诒. 基于改进粒子群算法的水轮发电机组 PID 调速器参数优化[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(22): 120-124.
- [6] 刘 艳. 关于黄金分割法的几点讨论[J]. 机电技术, 2006, 29(1): 13-14.
- [7] Riget J, Vesterstroem J S. A Diversity Guided Particle Swarm Optimizer—The ARPSO[R]. EVALife: University of Aarhus, Technical Report: No. 2002-02, 2002.

基于多样性指标的两群替代微粒群优化算法

作者: [毛恒](#), [王永初](#), [MAO Heng](#), [WANG Yong-chu](#)
作者单位: [华侨大学机电及自动化工程学院, 泉州, 362021](#)
刊名: [计算机工程](#) 
英文刊名: [COMPUTER ENGINEERING](#)
年, 卷(期): 2008, 34(4)

参考文献(7条)

1. [Riget J;Vesterstroem J S A Diversity Guided Particle Swarm Optimizer--The ARPSO](#)[Technical Report:No. 2002-02] 2002
2. [刘艳](#) [关于黄金分割法的几点讨论](#)[期刊论文]-[机电技术](#) 2006(01)
3. [方红庆;沈祖谕](#) [基于改进粒子群算法的水轮发电机组PID调速器参数优化](#)[期刊论文]-[中国电机工程学报](#) 2005(22)
4. [吴启迪;汪镭](#) [智能微粒群算法研究及应用](#) 2005
5. [谢晓锋;张文俊;杨之廉](#) [微粒群算法综述](#)[期刊论文]-[控制与决策](#) 2003(02)
6. [Eberhart R C;Kennedy J A New Optimizer Using Particle Swarm Theory](#)[外文会议] 1995
7. [Kennedy J;Eberhart R C Particle Swarm Optimization](#)[外文会议] 1995

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjgc200804066.aspx