

基于随机加速系数的粒子群优化算法

黄少荣

(广东司法警官职业学院 信息管理系, 广东 广州 510520)

摘 要: 针对粒子群算法中加速系数的取值问题, 对 C_1 和 C_2 的各种取值策略做了充分调查分析, 得到参数 C_1 和 C_2 对算法性能的影响规律, 并提出了一种基于随机加速系数的粒子群优化算法. 该算法在迭代的每一代中, 加速系数取一定范围内随机产生的一组 C_1 和 C_2 的组合, 通过非对称的、范围更大的 C_1 和 C_2 取值来增加算法的多样性, 避免了算法早熟. 在典型测试函数上进行对比实验, 结果验证了新算法在优化性能和稳定性上高于传统粒子群优化算法.

关键词: 粒子群优化算法; 随机加速系数; 单峰函数; 多峰函数

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)06-0114-04

A New Particle Swarm Optimization with Random Acceleration

HUANG Shao-rong

(Department of Information Management, Guangdong Justice Police Vocational College, Guangzhou 510520, China)

Abstract: Research into setting the values of the acceleration coefficients C_1 and C_2 in particle swarm optimization(PSO) is one of the most significant areas for performance improvement. On the basis of the investigation of C_1 and C_2 , this paper present the parameters investigation conclusion and proposed a novel PSO which C_1 and C_2 are generated as a couple of random numbers within a certain range in each iteration process. The experimental results show that the new method performs better than the methods with fixed values of C_1 and C_2 for most benchmark problems tested.

Key words: particle swarm optimization(PSO); random acceleration coefficients; unimodal funtion; multimodal funtion

1 引言

许多实际的工程问题本质上是函数优化问题或者可以转换为函数优化问题进行求解, 对于函数优化已经有一些成熟的解决方法如遗传算法. 但对于超高维、多局部极值的复杂函数而言, 遗传算法往往在优化的收敛速度和精度上难以达到期望的要求. 近年来的研究和实践表明, 粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)在多维函数寻优、动态目标寻优等方面有着收敛速度快、解质量高、鲁棒性好等优点, 特别适合于工程应用.

由于 PSO 概念简单, 算法容易实现, 参数简洁, 执行性能高效等优势, 受到众多研究者的青睐, 也逐渐被应用到越来越多的工程实践中. 但是传统 PSO

算法具有容易早熟收敛、局部寻优能力较差的缺点. 虽然很多研究者对传统 PSO 进行了各种改进, 例如对惯量权重的研究, 对拓扑结构的研究, 对结合其他进化技术的研究等等, 虽然这些改进方案在一定程度上改善了算法的优化性能, 但是大部分方案要么不能完全避免早熟现象, 要么显得过于复杂, 影响了 PSO 快速收敛的特性, 并且对算法的工程应用造成障碍.

文中针对 PSO 容易早熟收敛的缺点, 通过对两个重要参数 C_1 和 C_2 的典型调整策略进行分析比较, 找出这两个参数影响算法性能的规律, 提出让 C_1 和 C_2 在调查出来的某个范围内随机取值的调整策略, 希望通过提高种群的多样性, 从而改善算法的性能.

2 粒子群优化算法

2.1 产生背景

20世纪以来,群智能的诞生使优化领域得到了很大的发展,群智能算法作为一种新兴的演化计算技术凭借其简单的算法结构和突出的问题求解能力已成为计算机领域的一个研究热点,为解决许多实际应用问题提供了新的途径和方法.目前群智能的算法主要有蚁群算法和粒子群优化算法,粒子群优化算法是由美国的 Kennedy 和 Eberhart 在研究鸟群觅食行为的基础上于 1995 年提出的一种群体智能算法^[1],最初的设想是仿真简单的社会系统,研究解释复杂的社会行为,后来发现 PSO 可以用于复杂优化问题的求解. PSO 基本模型同遗传算法类似,也是一种基于迭代的优化工具,但算法执行过程中没有交叉变异操作,而是以粒子对解空间中最优粒子的追随实现复杂空间中最优解的搜索.

2.2 基本 PSO

PSO 算法首先初始化一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解.在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”即个体极值和全局极值来更新自己的速度与位置.在 D 维目标搜索空间中,由种群数为 m 组成粒子群,其中,第 i 个粒子在第 d 维的位置为 X_{id} ,其飞行速度为 V_{id} ,该粒子当前搜索到的最优位置为 $P_{id}(p_{Best})$,整个粒子群当前的最优位置为 $P_{gd}(g_{Best})$.速度与位置更新公式如下:

$$V_{id} = W + C_1 \times \text{rand}() \times (P_{id} - X_{id}) + C_2 \times \text{rand}() \times (P_{gd} - X_{id}) \quad (1)$$

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

式中, $\text{rand}()$ 是 $[0,1]$ 范围内变化的随机数, W 为惯性权重, C_1 和 C_2 为加速系数.

算法执行过程:

① 初始化粒子群,随机产生每个粒子的位置和速度;

② 评价每个粒子的适应度;

③ 对每个粒子,将其适应度值与 p_{Best} 作比较,如果当前值好于 p_{Best} ,则将当前值设为粒子的 p_{Best} ;

④ 对每个粒子,将其适应度值与 g_{Best} 作比较,如果当前值好于 g_{Best} ,则将当前值设为 g_{Best} ;

⑤ 更新每个粒子的速度和位置;

⑥ 如未达到终止条件,则返回 ②.

2.3 PSO 参数分析

PSO 中可调参数只有 W 、 C_1 和 C_2 三个.惯性权

重 W 使粒子保持运动的惯性,使其有扩展搜索空间的趋势,有能力探索新的空间.加速系数 C_1 和 C_2 又称学习因子,用于调整粒子的自身经验和社会经验在其搜索运动中所起的作用.其中, C_1 是粒子“个体认知”能力的反映,表示粒子在 D 维解空间搜索的过程中受自身的经历影响,不断根据自身的经验调整飞行速度和方向. C_2 是群体“社会引导”能力的反映,表示粒子在 D 维解空间搜索的过程中受粒子群的经历影响,不断根据粒子群的经验调整飞行速度和方向.

PSO 的本质是利用当前位置、全局极值和个体极值 3 个信息,指导粒子下一步迭代位置.从式(1)中可以看出, $C_1 \times \text{rand}() \times (P_{id} - X_{id}) + C_2 \times \text{rand}() \times (P_{gd} - X_{id})$ 是保证 PSO 收敛性和全局最优性的关键,即粒子充分利用自身经验和群体经验调整自身的状态是粒子群算法具有优异特性的根本.因此,如何选择、优化和调整 C_1 和 C_2 ,使得算法既能避免早熟又能比较快速地收敛,并且能有效地控制算法的理解复杂度和实现复杂度,对 PSO 理论研究及其在工程实践中的应用有着重要意义.

3 随机加速系数粒子群优化算法

3.1 C_1 和 C_2 的调整

为了提高算法的优化效率,很多学者对 C_1 和 C_2 的取值进行了深入研究,比较典型的如下:

Kennedy^[2](1997) 研究过两个极端情况——只有社会认知项的模型和只有个体认知项的模型,结论是这两个部分对粒子群搜索的成功而言都很关键,设置较小或较大的 C_1 和 C_2 值都不利于粒子的搜索. Suanthan^[3](1999) 指出, C_1 和 C_2 为常数时可以得到较好的解,很多时候 C_1 和 C_2 都被设为相同的值,一般的设置是 $C_1 = C_2 \in [1, 2.5]$,最常见的是设定为 2. 但对 C_1 和 C_2 采用固定的设置容易使算法陷入局部最优. A. Ratnawecra 等^[4](2004) 提出线性调整策略($C_1 = 2.5 \rightarrow 0.5$, $C_2 = 0.5 \rightarrow 2.5$),即 C_1 先大后小,而 C_2 先小后大. 冯翔等^[5](2006) 提出了动态线性调整策略($C_1 = 2.75 \rightarrow 1.25$, $C_2 = 0.5 \rightarrow 2.25$). 陈水利等^[6](2007) 研究了动态非线性(反余弦非对称性)调整策略($C_1 = 2.5 \rightarrow 0.5$, $C_2 = 0.5 \rightarrow 2.5$). 这些策略有效提高了算法效率,但仍不能完全避免早熟收敛的问题,特别是在多峰函数中.

李丽等^[7](2009) 对上述策略做出比较,结果显示:对多数测试函数,动态加速系数比固定加速系数

性能较好,而且非对称策略优于对称策略.

3.2 基于随机加速系数的粒子群优化算法

通过分析上述各种调整策略,可以得出如下结论:

(1) PSO 取得较好性能的时候并不是 C_1 和 C_2 取某个固定的点,而是符合某种规律就能使算法能够具有较好的性能.

(2) 对 C_1 和 C_2 的取值可以是非对称的,传统的 C_1 和 C_2 都取固定值 2.0 的方法只是符合上述某种规律中的一个样本,除了 $C_1 = C_2 = 2.0$ 以外, C_1 和 C_2 还可以有多种取值组合,并且很多取值组合能够取得更好的解.

(3) C_1 和 C_2 取值范围满足: $3.0 \leq C_1 + C_2 \leq 4.0$,这点也符合崔红梅等^[8](2007) 对 PSO 算法的收敛性分析结论.

(4) 有效避免算法早熟的关键在于长时间保持种群多样性.

在此基础上,文中提出了一种基于随机加速系数的粒子群优化算法:PSO 在迭代过程中,对加速系数不再固定取值,而是在每一代中,在一定范围内,随机产生一组 C_1 和 C_2 的组合.具体取值策略如下^[9]:

$C_1 = \text{rand}(0.5,3.0)$ (3)

$C_2 = \text{rand}(1.0,3.5)$ (4)

并且满足: $3.0 \leq C_1 + C_2 \leq 4.0$,否则 C_1 和 C_2

都按比例缩小或者放大:

如果 $C_1 + C_2 < 3.0$,则 $C_1 = \frac{C_1}{C_1 + C_2} * 3.0$,

$C_2 = \frac{C_2}{C_1 + C_2} * 3.0$;

如果 $C_1 + C_2 > 4.0$,则 $C_1 = \frac{C_1}{C_1 + C_2} * 4.0$,

$C_2 = \frac{C_2}{C_1 + C_2} * 4.0$

新提出的算法通过非对称的、范围更大的 C_1 和 C_2 取值来增加算法的多样性,避免算法早熟及落入局部最优,以达到提高算法优化性能的目的.并且算法的理解复杂度和实现复杂度低,无需进行复杂的参数调整,保持了 PSO 算法实现简单的优点,有利于算法在实际应用中的进一步推广.

4 实验测试与结果

我们采用表 1 中的四个经典测试函数(两个单峰函数 f_2 和 f_4 ,两个多峰函数 f_8 和 f_9)对上述提出的随机非对称加速系数 PSO 进行测试,这些函数被广泛应用在进化算法的测试上,具有普遍性和可靠性.将测试结果与固定加速系数 PSO 做了比较,两种算法的惯性权重 W 均由初始的 0.9 递减至 0.4.种群粒子数为 30,空间维数分为 10 和 30,进化代数 为 2 000;最终结果采用独立运行 30 次后的平均值.结果如表 2、表 3 所示.

表 1 测试函数

测试函数	N	S	$f_{\min}$
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10,10]^n$	0
$f_4(x) = \max\{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	30	$[-100,100]^n$	0
$f_8(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500,500]^n$	-12 569.5
$f_9(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12,5.12]^n$	0

表 2 测试结果(10 维,2 000 代)

测试函数	随机加速系数 PSO		固定加速度系数 PSO	
	平均值	标准差	平均值	标准差
f_2	1.4977E-28	2.73539E-28	6.23181E-28	8.88532E-28
f_4	3.91774E-13	2.54116E-12	1.04999E-12	9.83685E-12
f_8	-3 491.04	190.848	-3 446.6	211.537
f_9	2.452 97	1.500 33	2.553 73	1.525 96

表 3 测试结果(30 维,2 000 代)

测试函数	随机加速系数 PSO		固定加速度系数 PSO	
	平均值	标准差	平均值	标准差
f_2	1.94887E - 11	8.40355E - 11	1.72991E - 7	1.76867E - 7
f_4	1.297 35	0.544 28	3.188 24	0.851 877
f_8	- 8 086.51	322.007	- 7 981.89	354.792
f_9	34.259 9	7.476 23	51.784	17.440 7

由表 2 和表 3 可以看出:

(1)平均值:不论函数的维数大小,即简单函数和复杂函数中,随机加速系数 PSO 在不同测试函数中,其目标函数适应值的平均值均优于固定加速度系数 PSO 所取得的结果,表明文中提出的新算法具有较高的优化效率.

(2)标准差:随机加速系数 PSO 在不同测试函数中的标准差低于固定加速系数 PSO,反映出新算法具有较高的稳定性.

5 结束语

对 PSO 中的加速系数 C_1 和 C_2 要找出一套适合于所有优化问题的取值实属不易,以往对 C_1 和 C_2 的取值要么从具体问题出发,并根据有限的应用经验来调整,很难避免早熟,要么调整策略过于复杂,影响了算法简单易实现的特性和推广应用.

文中在对各种典型加速系数的调整策略进行研究和分析的基础上,提出了一种基于随机加速系统的粒子群优化算法,通过让参数 C_1 和 C_2 在更大的范围内进行随机取值以保持种群的多样性,并动态调整“个体认知”和“社会引导”两个因素的权重以更好地平衡粒子局部和全局搜索能力.

实验结果显示,新提出的算法具有更高的优化性能,并且稳定性高.此外,新算法没有复杂的重要参数需要调整,具有容易实现的特点,有利于算法的进一步推广.如果能够进一步研究这些参数对算法性能的影响,并根据不同的进化阶段选取不同的参数配置,达到自适应调整的目的,那么算法的性能将会得到更进一步的提高^[10].文中对 PSO 加速系数进行随机取值的提出为进一步改进和完善算法的性能提供了一种新的思路 and 方案,为以后的研究工作提供了基础和保证.

参考文献:

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

[2] Kennedy J. Mind and culture: particle swarm implications socially intelligent agents [C]// Papers from the 1997 AAAI Fall Symposium. Menlo Park, 1997: 67 - 72.

[3] Suganthan P N. Particle swarm optimizer with neighborhood operator [C]//Proc of the congress on Evolutionary computation. Washington DC, 1999: 1958 - 1962.

[4] Ratnawecra A, Halgamuge S. Self - organizing hierarchical particle swarm optimizer with time - varying acceleration coefficients [J]. Evolutionary Computation, 2004, 8 (3): 240 - 255.

[5] 冯翔,陈国龙,郭文忠. 粒子群优化算法中加速因子的设置与试验分析[J]. 集美大学学报, 2006, 11(2): 146 - 151.

[6] 陈水利,蔡国榕. PSO 算法加速因子的非线性策略研究 [J]. 长江大学学报: 自然科学版, 2007, 14(4): 1 - 4.

[7] 李丽,牛奔. 粒子群优化算法 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2009: 61 - 64.

[8] 崔红梅,朱庆保. 微粒群算法的参数选择及收敛性分析 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(23): 89 - 91.

[9] Zhan Z H, Xiao J, Zhang J, et al. Adaptive control of acceleration coefficients for particle swarm optimization based on clustering analysis [C]//Proceeding IEEE Congress on Evolutionary Computation. Singapore, 2007: 3276 - 3282.

[10] Zhan Zhihui, Zhang jun, Li yun, et al. Adaptive particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 2009, 39 (6): 1362 - 1380.

作者简介:

黄少荣 女, (1976 -), 硕士, 讲师. 研究方向为人工智能和进化算法.