

双层协调多粒子群优化算法研究

孙 文,卫文学,李国杰

(山东科技大学 计算机科学与工程学院学院,山东 青岛 266510)

摘 要:针对粒子群算法由于多样性差而导致的算法搜索效率低、稳定性差的缺点,提出了一种拥有双层多群间协调机制的粒子群优化算法(DC-PSO).该算法包含多个下层工作粒子群及上层决策粒子群,下层粒子群进行最优粒子信息采集和迭代计算,上层粒子群处理信息和反馈决策信息,双层粒子群联合工作.同时采用指数函数递增分布的加速度因子控制各粒子群间的耦合性,从而改善了粒子群后期搜索效率低、稳定性差的状况.仿真实验结果表明 DC-PSO 算法在求解函数优化问题的有效性和优越性.

关键词:粒子群算法;群间协调;自适应搜索;双层粒子群

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)11-0024-04

Double Coordinate Many Particle Swarm Optimization Algorithm

SUN Wen, WEI Wen-xue, LI Guo-jie

(College of Computer Science and Engineering, Shandong University of
Science and Technology, Qingdao 266510, China)

Abstract: This paper proposes a particle swarm optimization algorithm (DC-PSO) which has double group of coordination mechanism that focus on remedy the limitation of particle swarm algorithm(PSO) with low efficiency and poor stability because of the lack of diversity. This particle swarm optimization algorithm includes multiple lower work and upper decision particle swarm. The lower work particle swarm is to do the information acquisition and iteration calculation, while the top particle swarm processes information and decision-making information feedback, and double particle swarm do the teamwork. At the same time, acceleration factor with increasing distribution exponential function controls the coupling among particle swarm, so as to improve the efficiency and stability of the particle swarm when they doing the search job. The result of simulation experiment shows the effectiveness and superiority of particle swarm optimization algorithm in solving the function optimization problem.

Key words: particle swarm optimization algorithm; group of coordination between; adaptive adjustment searching; double layers

1 引言

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO)算法是通过研究鸟群觅食行为提出的一种群体智能优化算法^[1].因其具有搜索速度快、前期收敛性好、算法易实现的优点,被应用在很多优化领域^[2].但算法后期多样性差,进化速度降低,容易陷入局部最优,导致早熟收敛现象而得不到理想最优解,尤其是在解决复杂的多峰多谷问题时更为突出.

针对粒子群算法存在的一些缺点,相继出现了很多改进的 PSO 算法.在 Shi 等首次将惯性权重概念引入 PSO 之后相继出现了很多针对这个参数的调整策略^[3-4];对学习因子也有多种相近的取值策略^[5-6].但在这些取值策略中,惯性权值和学习因子是相互独立的,一定程度上降低了 PSO 的效率,不利于进行全局搜索而且易陷入局部最优解^[7].罗德相将单一粒子群平分成三个粒子群,通过对三个子粒子群独立运行得到的最优值比较得出全局最优

解^[8]. 此类方法虽然可以在一定程度上避免陷入局部最优的情况,但是牺牲了算法的精度.

因此,本文将全局粒子群分为多个下层工作粒子群用以增加种群多样性,创建上层决策粒子群用以优化进化方向,采用指数函数递增分布的学习因子用以增加种群间良好的耦合性. 最终有效提升算法末期搜索效率和稳定性.

2 基本粒子群算法

算法首先在一个D维空间中随机初始化 n 个粒子组成的粒子群 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$,其中第 i 个粒子在D维空间中表示为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T$,速度表示为 $V_i = [V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD}]^T$. 算法通过计算适应度值来衡量粒子的优劣. 每次迭代可以得到个体极值 $P_i = [P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD}]^T$ 和种群的全局极值 $P_g = [P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD}]^T$,每个粒子根据个体极值和全局极值来更新自己的位置和速度,更新公式如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (1)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (2)$$

在式(1)、式(2)中, ω 是惯性权重; $d = 1, 2, \dots, D$; $i = 1, 2, \dots, n$; k 为当前迭代次数; c_1 和 c_2 为非负的常数,称为加速度因子; r_1 和 r_2 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数. 通过实验证明,更改惯性权重或更改加速度因子提升算法效率和稳定性作用不显著.

3 双层协调多粒子群优化算法

3.1 多粒子群

多粒子群相较于单一粒子群具有天生的结构优势,单一粒子群在陷入局部最优解时没有逃脱的能力. 多粒子群算法将粒子群均匀分为若干个子粒子群,而若干个粒子群同时陷入局部最优解的概率大大降低. 当某一子粒子群陷入局部最优时,其它粒子群将自身的位置信息提供给陷入局部最优解的粒子群,为其提供方向,使其逃离局部最优解,如图1、图2所示.

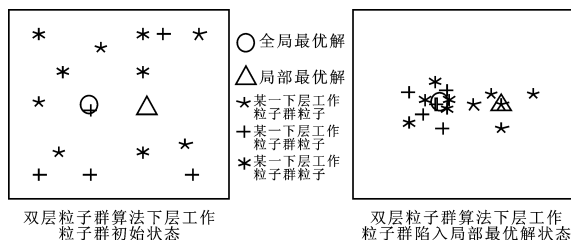


图1 陷入局部最优解示意图

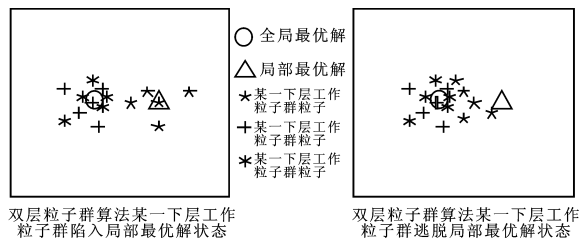


图2 逃脱局部最优解示意图

信息均值向全局最优解集中.

$$\bar{P} = \frac{P_{1g} + P_{2g} + \dots + P_{mg}}{m} \quad (3)$$

$$X_{xs} = \bar{P} - X_{jid}^k \quad (4)$$

公式(3)中, m 为下层工作粒子群总数. X_{xs} 作为上层决策粒子群的决策信息,向下层粒子群的进化方向进行指导.

3.2 指数函数分布的学习因子策略

对于多粒子群结构优势的运用大多是针对粒子群陷入局部最优解的情况,很少有人研究在双层粒子群结构下,改变学习因子的策略来对最终解精益求精. 如图3所示,上层决策粒子群根据粒子群所处更新时刻,通过对学习因子的控制实现对下层工作粒子群的指导. 在前期发挥下层工作粒子群的主观能动性,下层粒子群之间松耦合. 在中后期上层决策粒子群在收集信息更加丰富后,对下层工作粒子群的影响和决策作用逐步提升,也就促进了下层工作粒子群之间紧耦合. 指数函数的分布符合对目标学习因子的要求,所以使用指数函数,公式(5)中 a 的数值根据需处理的具体实例来设置.

$$R = x^a, x = \frac{i}{s} (a \geq 1) \quad (5)$$

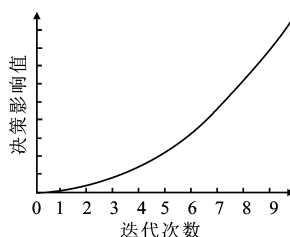


图3 学习因子分布策略示意图

前期松耦合的意义在于前期下层工作粒子群分布随机、分散,此时上层决策粒子群收集到的信息对最优值的求解帮助不大. 后期紧耦合的意义在于后期各个下层工作粒子群都趋近于最优解,下层工作粒子群可以更加紧密的趋近于最优解. 此处最优解包括局部最优解和全局最优解,下层工作粒子群的工作状况主要分为一下三种情形. 情形1:下层工作

下层粒子群提供最优粒子信息,利用最优粒子

粒子群都趋近于全局最优解,那么上层决策粒子群可以更好的综合信息对下层粒子群进行指导;情形 2:下层工作粒子群中一部分粒子群趋近于全局最优解,另一部分趋近于局部最优解.此时上层工作粒子群经过综合信息对下层粒子群进行指导决策,将粒子向全局最优解的方向吸引从而使陷入局部最优解的工作粒子群图突破出来;情形 3:全部下层工作粒子群趋近于局部最优解,此种情形算法最终只能得到局部最优解.设下层任一工作粒子群陷入局部最优解的概率为 $x\%$,那么全部下层工作粒子群陷入局部最优解的概率为 $(x\%)^m$, (m 为下层工作粒子群个数).全部工作粒子群陷入局部最优解的概率相较于单一工作粒子群陷入局部最优解的概率大大降低.

3.3 双层协调多粒子群

在充分运用双层多粒子群的结构优势和学习因子运用指数函数分布策略的方法后,创造出双层可协调多粒子群优化算法,算法结构示意图如图 4 所示.

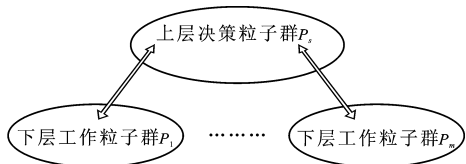


图 4 双层多粒子群结构示意图

上层决策粒子群 P_u 在采集各个下层工作子粒子群 P_j (j 为子粒子群标号) 的群内最优粒子信息后,处理信息并产生决策信息反馈回各个下层工作粒子群.

下层工作粒子群所含信息丰富,式(6)为下层第 j 子种群中第 i 个粒子速度信息;式(7)为下层第 j 子种群个体极值;式(8)为下层第 j 子种群第 i 个例子当前位置信息.

$$V_{jid} = [V_{ji1}, V_{ji2}, \dots, V_{jid}]^T \tag{6}$$

$$P_{jid} = [P_{ji1}, P_{ji2}, \dots, P_{jid}]^T \tag{7}$$

$$X_{jid} = [X_{ji1}, X_{ji2}, \dots, X_{jid}]^T \tag{8}$$

$$V_{jid}^{k+1} = \omega V_{jid}^k + c_1 r_1 (P_{jid}^k - X_{jid}^k) + Rc_3 X_{xs} \tag{9}$$

$$X_{jid}^{k+1} = X_{jid}^k + V_{jid}^{k+1} \tag{10}$$

所以联合式(4)、式(5),迭代公式由式(1)、式(2)进化为式(9)、式(10).

3.4 双层协调多粒子群优化算法步骤

(1)构建双层协调多粒子群结构.

①将全局粒子群均匀分为若干个下层工作粒子群.

②创建上层决策粒子群空间.

(2)初始化下层工作粒子群,初始参数、粒子速度、位置,计算粒子的适应度值和个体极值.

(3)将每个下层工作子粒子群中的最优粒子信息提取到上层决策粒子群中.

(4)上层决策粒子群为下层工作粒子群指引进化方向.

①上层决策粒子群计算出决策信息.

②依照指数函数分布的学习因子将决策信息提供给下层工作粒子群,并进行速度更新和位置更新.

(5)下层工作粒子群粒子适应度值计算.

(6)判断算法是否满足终止条件(算法达到限定迭代次数),若满足转向(7),否则(3).

(7)输出全局最优解,算法结束.

4 仿真分析

4.1 参数设置

算法所在实验平台 Window7、64 bit 系统、AMD8 核处理器、4 GB 内存.采用 Matlab2014a 进行仿真实验.测试函数和实验参数如下表 1、表 2.

表 1 测试函数描述

函数名	维度	搜索区间	最优位置	最优值
Rosenbrock	30	$[-10, 10]$	$(0, 0, \dots, 0)$	0
Rastrigin	30	$[-5, 5]$	$(0, 0, \dots, 0)$	0
Ackley	30	$[-30, 30]$	$(0, 0, \dots, 0)$	0
Griewank	10	$[-300, 300]$	$(0, 0, \dots, 0)$	0

表 2 实验参数设置表

参数名称	大小或区间
种群大小	30
c_1, c_2	1.494 45
c_3	6.494 45
a	1.2
迭代次数	1 000
算法运行次数	30

这四个基准函数是常用的测试粒子群算法性能的函数,其中 Rosenbrock 是单峰函数,用来测试算法防止早熟收敛方面的性能. Rastrigin、Ackley 和 Griewank 是多封函数,用来测试算法克服局部最优点的性能.

4.2 算法测试结果

DC-PSO 算法与标准粒子群算法(BPSO)、自适应粒子群算法(APSO)、多种群粒子群优化算法(MPSO)进行测试比较.

实验所得结果如表 3,DC-PSO 相较于 BPSO 平均最优解精度提高 61.36%,最优值精度提高 71.43%;相较于 APSO 平均最优解精度提高

38.32%,最优值精度提高 53.13%;相较于 MPSO 平均最优解精度提高 76.01%,最优值精度提高 64.08%. DC-PSO 得出更小的标准差.

表 3 评价标准对比

函数名	算法	平均最优值	最优解	标准差
Rosenbrock	BPSO	126.240	97.616 4	39.008 8
	APSO	45.270 2	42.920 9	2.527 98
	MPSO	212.779	55.345 0	45.283 1
	SK-PSO	39.698 2	34.353 8	2.365 54
Rastrigin	BPSO	64.067 0	55.947 4	6.990 52
	APSO	59.903 0	53.418 3	5.733 92
	MPSO	85.191 1	34.258 4	12.941 9
	SK-PSO	32.561 9	18.090 3	5.541 83
Ackley	BPSO	2.786 09	2.620 39	0.148 51
	APSO	0.888 84	0.618 88	0.253 96
	MPSO	3.383 47	3.209 38	0.150 85
	SK-PSO	0.349 30	0.217 57	0.060 57
Griewank	BPSO	0.011 38	0.009 31	0.002 03
	APSO	0.010 40	0.009 32	0.000 60
	MPSO	0.023 63	0.016 25	0.002 82
	SK-PSO	0.006 80	0.003 58	0.001 32

实验所需时间如表 4,时间单位为秒. DC-PSO 相较于 BPSO 实验时间增加 13.01%;相较于 APSO 实验时间增加 9.72%;相较于 MPSO 实验时间增加 13.01%.

表 4 算法运行时间对比

函数名	BPSO	APSO	MPSO	SK-PSO
Rosenbrock	32.775	34.114	32.732	39.141
Rastrigin	41.406	42.053	39.836	45.972
Ackley	42.357	43.907	42.064	47.959
Griewank	47.925	49.316	47.028	52.784

4.3 实验结果分析

DC-PSO 与 BPSO、APSO 和 MPSO 相比,平均最优解和最优值都有显著提升,标准差的比较也反映出 DC-PSO 有着出色的稳定性;算法运行时间可以看出 DC-PSO 的算法运行时间相对较长. 实验结果反映出 DC-PSO 多粒子群结构优势明显增强了粒子群的多样性,双层粒子群上下层分工合理,指数函数分布的学习因子对下层工作粒子群控制有效. DC-PSO 算法结构更加复杂,空间复杂度较其它三个算法高,因此需要的实验时间更长. 无论是在算法研究领域还是算法应用领域,对算法运算时间的要求远远小于对算法

精度的要求. 综上 DC-PSO 拥有精确的收敛精度,算法的优化效果好,但算法运行时间稍长.

5 结束语

本文针对粒子群算法多样性差导致的算法搜索效率低、稳定性差的问题,提出了一种双层可协调多粒子群算法(DC-PSO). 算法利用双层多粒子群的结构设计,增强粒子多样性;复杂的结构也导致算法的计算时间增长;利用指数函数分布的学习因子控制子粒子群间的耦合性,提高了算法的计算效率和稳定性. 仿真实验证明 DC-PSO 算法不仅有较好的全局搜索能力,而且具有不错的稳定性,但算法运行时间稍长. 下一阶段将围绕缩短 DC-PSO 算法计算时间开展相关研究.

参考文献:

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

[2] Khare Anula, Rangnekar Saroj. A review of particle swarm optimization and its applications in solar photovoltaic system[J]. Applied Soft Computing, 2013, 12(5):2997-3006.

[3] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ:IEEE Press, 1998:69-73.

[4] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy Adaptive particle swarm optimization[C]//Proc of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ:IEEE service center,2001:101-106.

[5] 王东风,孟丽,赵文杰. 基于自适应搜索中心的骨干粒子群算法[J]. 计算机学报,2016,39(12):2652-2667.

[6] 招远东,方正华. 带有权重函数学习因子的粒子群算法[J]. 计算机应用,2013,33(8):2265-2268.

[7] 周志勇,李荣雨. 自适应双层粒子群优化算法[J]. 微电子学与计算机,2016,33(13):10-13.

[8] 罗德相,周永权,黄华娟,等. 多种群粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用,2010,46(19):51-64.

作者简介:

孙文 男,(1992-),硕士研究生. 研究方向为系统分析与设计.

卫文学(通信作者) 男,(1967-),副教授. 研究方向为物联网工程. E-mail:wwwxjyh@163.com.

李国杰 男,(1992-),硕士研究生. 研究方向为物联网技术.