

一种引入随机摄动操作的新型复合粒子群优化算法

满春涛¹, 王素菊¹, 张礼勇², 董秀洁²

(1. 哈尔滨理工大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;

2. 哈尔滨理工大学 测控技术与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

摘 要: 针对传统粒子群优化算法不能根据实际问题自行选择参数, 搜索后期容易陷入局部最优的缺点, 提出了一种基于随机摄动的复合粒子群优化算法. 该算法在利用简单遗传算法优选粒子群三个参数的基础上, 根据粒子种群间的相互独立性, 引入随机摄动操作, 提高了解的精确度和算法的搜索效率, 同时通过对种群中的最差粒子重新进行初始化来保持种群的多样性, 以避免陷入局部最优解.

关键词: 复合粒子群算法 (CPSO); 随机摄动; RP-CPSO; 遗传算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2683(2009)01-0031-04

A New Composite Particle Swarm Optimization Introduced in Random Perturbation Operation

MAN Chun-tao¹, WANG Su-ju¹, ZHANG Li-yong², DONG Xiu-jie²

(School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. School of Measure-control Technology and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150040, China)

Abstract: Traditional Swarm Optimization algorithm can not choose parameters according to practical problem, and plunge into the local extremum point easily at the end of the searching. To solve the above disadvantages, in this paper, a new composite particle swarm optimization introduced in random perturbation operation is presented. It not only expands the application areas of PSO algorithm, but also improves searching efficiency and solving accuracy, at the same time, avoiding plunge into the local extremum point by re-initialized the worst. Re-initialize

Key words: CPSO; RP-CPSO; random perturbation; GA

1 引 言

粒子群优化算法 (PSO) 是基于群体智能理论的随机优化算法, 由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出^[1]. 算法具有并行性、鲁棒性好的特点, 并且粒子之间具有通信能力, 随着问题复杂度的增加, 可以通过扩充粒子的数目来减少问题的复杂度, 系统中随着个体的增加而增加的系统通信开销在这里十分

小, 实现也比较简单. 因而在短期内得到很大的发展, 迅速地得到了国际演化计算研究领域的认可, 并在很多领域得到应用, 如电力系统优化、TSP 问题、神经网络训练、函数优化、参数辨识等^[2]. 但是基本的 PSO 算法作为有效求解非线性函数全局最优解的方法之一, 难以推广到离散及组合优化领域, 同时在搜索后期, 容易陷入局部最优, 这些已成为限制其发展的瓶颈问题, 本文在俞欢军等人提出的基于遗传算法复合粒子群算法 (CPSO)^[3]的基础上引入随

收稿日期: 2007-06-12

基金项目: 黑龙江省自然科学基金项目 (F2007-09); 黑龙江省教育厅科研项目 (11531058); 哈尔滨市科技创新人才研究专项基金项目 (2008RFXG009).

作者简介: 满春涛 (1965-), 男, 哈尔滨理工大学教授.

机摄动策略,提出一种随机摄动复合粒子群优化算法(RP-CPSO),很好地解决了上述问题,同时也能根据实际问题自行选择 PSO 的三个参数,不仅提高了种群的应用范围,也提高了搜索效率.对典型复杂函数的测试验证了该方法的有效性.

2 复合粒子群优化算法机理分析

基本的 PSO 把每个优化问题的解初始化为一群随机粒子,其中第 i 个粒子在 d 维空间的位置表示为: $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,利用单个简单个体之间的协作使群体达到最优.在每一次迭代过程中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己.第一个就是粒子本身所找到的最优解即个体极值 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,另一个极值是整个种群目前找到的最优解: $g = (g_1, g_2, \dots, g_d)$,其基本迭代公式如下^[4]:

$$v_i^{k+1} = w \times v_i^k + c_1 \times \text{rand}() \times (p_i - x_i^k) + c_2 \times \text{rand}() \times (p_g - x_i^k) \quad (1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (2)$$

由上式可知,粒子的更新按照以下步骤进行:

1) 粒子从其自身极值继承部分信息: $c_1 \times \text{rand}() \times (p_i - x_i)$,其中 $c_1 \times \text{rand}()$ 代表粒子从个体极值 p_i 的信息继承度,反映了对 p_i 信息的置信指标.

2) 从其领域极值中获得信息 $c_2 \times \text{rand}() \times (p_g - x_i)$,同样 $c_2 \times \text{rand}()$ 代表粒子从其邻域继承信息的程度.

3) 粒子进行随机或局部搜索粒子在从个体与邻域极值获得更新信息后,进行如下的更新操作 $w \times v_i$,其中 v_i 初始化阶段的随机性,使得粒子具有在解空间的全局探索能力,惯性权重 w 则具有平衡算法全局搜索与局部搜索的能力,即搜索的随机程度随迭代线性下降,在算法后期趋于局部搜索.

由此可以看出,基本粒子群优化机理的本质是粒子从其个体及全局获得更新信息,根据速度-位移更新算子当前位置.有一些控制自身特性的参数 w, c_1, c_2 ,它们与被优化的问题相关,其设置将严重影响算法的寻优和收敛特性,它们需由用户根据不同的问题进行选定,但目前尚无成熟的规则可循,只能凭借用户的研究经验作出选择,这十分困难,以致因参数取值不当而影响优化效果. Wright 等提出了启发式交叉 (heuristic crossover)^[5]策略,并在此基础上进行动态变异 (dynamic mutation).鉴于遗传操作在解决离散与组合优化问题的成功经验,若将上述结论推广,即以遗传操作为粒子的更新策略,则可获

得粒子群优化算法在上述领域的可行实现.因此在符合粒子群优化机理的基础上,针对特定问题设计可行的更新操作,可以将粒子群优化算法推广应用于各类优化问题,同时也可以利用遗传算法的算子优选参数.其具体步骤为:

1) 初始化 GA 种群,并规定最大迭代数 $G_{\max}$.

2) 初始化 PSO 种群,给定求解精确度或者是最大进化代数 $T_{\max}$.

3) 计算每个个体的适应值,确定各粒子的个体极值和群当前的全体极值.

4) 由式 (1) 和 (2) 更新粒子的速度和位置.

5) 检查是否满足 PSO 算法终止条件,若否,转至 3),继续;若是,求出最优值.

6) 上步求出的最优值就是当前 GA 个体的适应值,由此按照线性排名计算每个个体的选择概率.

7) 实施选择、交叉和变异,生成新一代 SGA 种群.

8) 检查是否满足 GA 的终止条件,若否,转至 3),继续;若是,则求出最优解,为 CPSO 的最优值.

3 RP-CPSO 优化算法的提出

对粒子群优化算法的分析可以看出,粒子群优化算法的种群由三部分构成:粒子本身构成的种群 A,每个粒子记忆中的最优粒子构成的种群 B,整个种群的最优粒子构成的种群 C.三个种群相互独立,其中种群 B 代表算法搜索到的较优区域,如果 B 过分集中,整个搜索过程很容易陷入局部最优,如果过于分散则搜索过程较慢.为了加速搜索过程向最优区域持续推进,并且避免陷入局部最优解,可在每次进化计算后对种群 B 中的粒子在邻域内按照一定的规律进行变化,即对种群 B 中的粒子实施摄动操作^[6],使搜索过程向最优区域持续推进,并且避免陷入局部最优.同时在种群 B 中,适应度最小的粒子表示该粒子搜索过的区域的适应度明显低于算法搜索过的其他区域的水平,称为最差粒子,搜索到较优解的概率极小,因此为保持种群的多样性,可在该算法每隔一定进化世代后,在种群 A 中对最差粒子随机初始化其位置和速度.由于粒子群优化算法的种群结构相对独立性,因此种群 B 加速向最优区域搜索和种群 A 始终保持种群的多样性两种过程可同时进行,互不影响.

基于遗传算法的复合粒子群优化算法,拓宽了粒子群优化算法的应用领域,根据实际问题优选了

算法参数,搜索前期性能较好,但在搜索后期若记忆中的最优粒子接近某个局部最优解,则搜索过程将在局部最优解附近徘徊,搜索到更好个体的概率几乎为 0,即陷入了局部最优,同时如果在算法运行的初期,种群中某个个体适应度相对其他个体来说非常高,也可能使整个种群迅速搜索到这个个体附近,从而降低种群多样性,使算法无法找到最优解.在复合粒子群优化算法的搜索后期引入随机摄动操作,搜索初期利用遗传算子优选参数法(RP-CPSO).随机摄动粒子群优化算法对每个记忆中的最优粒子实施随机摄动,只接受使个体适应度增加的随机摄动操作,可使记忆中的最优粒子跳出局部最优解,同时能够提高解的精确度.同时对最差粒子重新初始化,既可提高种群的多样性,又可提高搜索效率,很好地解决了局部最优问题.该算法的具体步骤为:

- 1) 初始化 GA 种群,并规定最大迭代数 G_r .
- 2) 初始化 PSO 种群,给定求解精确度或者是最大进化代数 $T_{\max}$;
- 3) 设置循环计数器初值 times1 为 0.
- 4) 计算每个个体的适应值,确定各粒子的个体极值和群当前的全体极值.①初始化粒子的速度和位置,计算每个粒子的适应值;②利用式(1)和(2)更新粒子的速度和位移,记录粒子的两个当前最优解.③对每个粒子记忆中的最优粒子进行随机摄动操作: $x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \text{step} \times \text{rand}()$,式中 x_{new} 为新产生点的坐标, x_{old} 是记忆中最优粒子的坐标, step 为摄动步长, $\text{rand}()$ 为分布在 0 - 1 之间的随机数;④计算新产生点的适应值,若大于记忆中最优粒子的适应值,则接受新产生点为记忆中最优粒子;⑤如果 times1 小于指定的终止步数, $\text{times1} = \text{times1} + 1$,转向,若否则转入下一步;⑥每隔一定的世代,在种群 A 中重新初始化最差粒子的位置和速度;⑦检查是否满足粒子群优化算法的终止条件,若否转到②,若是,求出最优值;

5) 此时所找得最优解即为遗传算法的个体适应值.

6) 由适应值计算每个个体的选择概率,常按线性排名.

7) 实施选择、交叉和变异操作,生成新一代 GA 种群.

8) 检查是否满足 GA 的终止条件,若否,转至④,继续;若是,求出的最优值即为 RP-CPSO 的最优值.

在随机摄动粒子群优化算法中,摄动步长的数

值一般可取 1.0,对种群 A 中的最差粒子重新初始化间隔世代数一般取 5~15.

4 实验仿真结果

对仿真过程中常用的两个经典函数进行模拟,验证算法的合理性.式(3) Rosenbrock 函数为单峰函数,其全局最小在 $x^* = 1$ 处,最小值为 $f(x^*) = 0$.(4)式 Griewank 函数为多峰函数,其全局最小在 $x^* = 0$ 处,最小值为 $f(x^*) = 0$.

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad -10 \leq x_i \leq 10 \quad (3)$$

$$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{j=1}^n \cos\left(\frac{x_j}{\sqrt{j}}\right) + 1 \quad -2.12 < x_i < 2.12 \quad (4)$$

通过对各参数分析,对于 CPSO,种群规模 $S = 10$,最大进化代数 200,参数 c_1 、 c_2 和 w 由 GA 优选,GA 参数 $p_r = 0.6$, $p_m = 0.2$, $p_n = 10$,最大进化代数为 100.对于 RP-CPSO 算法,种群的规模 $S = 10$,GA 参数的选取同上,摄动步长取 1.0,对 A 群中最差粒子重新初始化,间隔世代数取 8 两种方法都运行 30 次,两个测试函数的进化情况分别示于图 1 和图 2,迭代次数在 400 代左右, CPSO 优化结果趋于稳定,RP-CPSO 在 100 代左右就达到稳定,在整个进化过程中,RP-CPSO 的结果都要优于 CPSO.

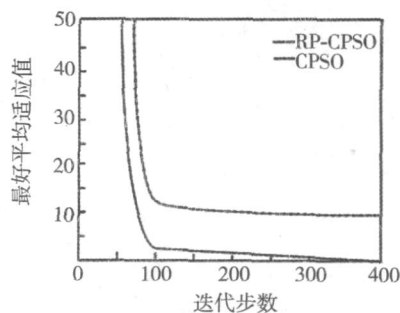


图 1 两种方法对 Rosenbrock 函数进化情况比较

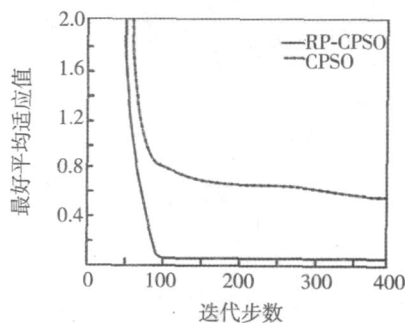


图 2 两种方法对 Griewank 函数进化情况比较

表 1 实例结果数据分析

数值	函数 Rosenbrock		函数 Griewank	
	CPSO	RP - CPSO	CPSO	RP - CPSO
最大值	90 004.64	17.202 4	90.038	0.048 90
最小值	0.000 007	4.664 6	0	0
平均值	3 818.891	12.254 1	3.634	0.009 78
标准差	17 785.66	1.699 1	17.813	0.011 52

5 结 语

针对粒子群优化算法不能应用到离散领域,参数选择过多地依赖经验取值,以及容易过早收敛、陷入局部最优解,从而不能精确逼近全局最优解的缺点,本文提出一种改进的复合粒子群优化算法——随机摄动复合粒子群优化算法,在复合粒子群优化算法的基础上,根据粒子种群的相对独立性,引入随机摄动种群算法,不仅扩大了粒子群算法的应用领域,根据实际问题优选了参数,而且能在搜索后期跳出局部最优,提高了训练精确度,缩短了训练时间.

数值实验表明,该算法收敛速度快、解的精确度高、优化性能稳定.

参 考 文 献:

[1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization Proceedings[C]//Perth, Australia: IEEE Service Center, 1995, 1942 - 1948.

[2] 赵会洋,王 爽. 粒子群优化算法研究综述 [J]. 福建电脑, 2007(3): 40 - 41.

[3] 俞欢军,张丽平,陈德钊,等. 复合粒子群优化算法在模型参数估计中的应用 [J], 高校化学工程学报, 2005, 19(5): 676 - 677.

[4] SHI Y, EBERHART R C. A Modified Particle Swarm Optimization [C]//IEEE International Conference on Evolutionary Computation Alaska, USA: IEEE Press, 1998: 69 - 73.

[5] WRIGHT A. Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization - Foundations [M]. San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers, 1991.

[6] 余柄辉,袁晓辉,王金文,等. 随机摄动粒子群优化算法 [J]. 计算机工程, 2006, 32(12): 189 - 190.

(编辑:付长纓)

(上接第 30 页)

$c_2 = 2\ 510$, $k_1 = 0.000\ 001$, $k_2 = 6.09$, $J_x = 3.03\ \text{kg} \cdot \text{m}^2$; 航向通道参数为 $c_1 = 10.2$, $c_2 = 3\ 913$, $g_{p1} = 0.02$, $k_1 = 0.000\ 001$, $k_2 = 6.09$, $J_y = 6.08\ \text{kg} \cdot \text{m}^2$; 滚动通道参数为 $c_1 = 10.2$, $g_{p1} = 0.02$, $c_2 = 2\ 503$, $k_1 = 0.000\ 001$, $k_2 = 6.09$, $J_z = 3.03\ \text{kg} \cdot \text{m}^2$; 三通道均取 $h = 0.005\ \text{s}$, $g_{p2} = 0$, $g_1 = g_2 = 1$, $\tau = 0.001\ 5\ \text{s}$, $K_F = 1.96$, 陀螺仪与加速度计增益 $K_{G\vartheta} = K_{Q\psi} = K_{G\gamma} = 1$, $K = 0.5$ $f_{x1} = f_{y1} = f_{z1} = 1.76\ \text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}$; 理想姿态角 $\vartheta^* = 10^\circ$; $\psi^* = 5^\circ$; $\gamma^* = -10^\circ$. 仿真结果如图 5 所示.

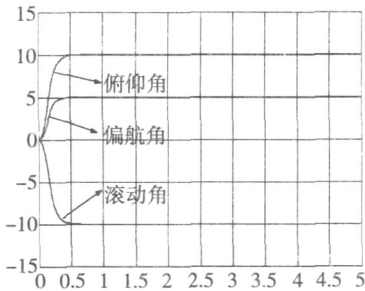


图 5 三通道仿真曲线

4 结 语

从仿真结果可以看出,系统具有较好的动态性能和稳态性能. 本文实现了十字梁三通道一体化的分层变结构控制. 该方法具有很多优点,如抗干扰性,其中最突出的是系统具有较好的鲁棒性. 这里提供的仿真结果实现了模型参数 50% 的上下摄动.

参 考 文 献:

[1] 顾文锦,韦 峰,姚 洪. 导弹分层变结构控制 [J]. 宇航学报, 2000(2): 43 - 49.

[2] 郭振凯,顾文锦. 基于离散非线性 PD 控制的十字梁实验系统研究 [J]. 系统仿真学报, 2003, 15(9): 1322 - 1324.

[3] 高为炳. 变结构控制的理论及设计方法 [M]. 北京: 科学出版社, 1998.

[4] 徐胜红. 十字梁控制系统设计及仿真实验环境的建立 [D]. 烟台: 海军航空工程学院, 1999.

(编辑:付长纓)